

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ARTES, CIÊNCIAS E HUMANIDADES – EACH
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TURISMO – PPGTUR
MESTRADO EM TURISMO

RINA RICCI CAGNACCI

**A influência da qualidade do serviço na hospitalidade domiciliar: um estudo do
uso da Airbnb por turistas**

São Paulo
2022

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ARTES, CIÊNCIAS E HUMANIDADES – EACH
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TURISMO – PPGTUR
MESTRADO EM TURISMO

RINA RICCI CAGNACCI

**A influência da qualidade do serviço na hospitalidade domiciliar: um
estudo do uso da Airbnb por turistas**

Dissertação apresentada à Escola de Artes, Ciências e Humanidades da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Desenvolvimento do Turismo

Orientador: Prof. Dr. George Bedinelli Rossi

São Paulo
2022

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca da Escola de Artes, Ciências e Humanidades,
com os dados inseridos pelo(a) autor(a)
Brenda Fontes Malheiros de Castro CRB 8-7012; Sandra Tokarevicz CRB 8-4936

Ricci Cagnacci, Rina

A influência da qualidade do serviço na hospitalidade domiciliar: um estudo do uso da Airbnb por turistas / Rina Ricci Cagnacci; orientador, George Bedinelli Rossi. -- São Paulo, 2022.

190 p.

Dissertacao (Mestrado em Ciencias) - Programa de Pós-Graduação em Turismo, Escola de Artes, Ciências e Humanidades, Universidade de São Paulo, 2022.

Versão original

1. Qualidade de Serviços. 2. Hospitalidade. 3. Satisfação. 4. Comportamento do Consumidor. 5. Airbnb. 6. Latent Dirichlet Allocation (LDA). I. Rossi, George Bedinelli, orient. II. Título.

RICCI CAGNACCI, R. A influência da qualidade do serviço na hospitalidade domiciliar: um estudo do uso da Airbnb por turistas. 2022. Dissertação (Mestrado em Turismo) – Programa de Pós Graduação em Turismo, Escola de Artes, Ciências e Humanidades, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2022.

Aprovada em: ___/___/ 2022.

Banca Examinadora

Prof. Dr. Otávio Bandeira de Lamônica Freire

Instituição: Universidade de São Paulo

Julgamento: _____

Prof. Dr. Evandro Luiz Lopes

Instituição: Universidade Federal de São Paulo e Universidade Nove de Julho

Julgamento: _____

Prof. Dr. Mauricio Morgado

Instituição: Fundação Getúlio Vargas

Julgamento _____

Suplentes:

Prof. Dr. André Torres Urdan

Instituição: Universidade Nove de Julho

Julgamento: _____

Profa. Dra. Jane Aparecida Marques

Instituição: Universidade de São Paulo

Julgamento: _____

Prof. Dr. Luis Henrique Pereira

Instituição: Fundação Getúlio Vargas

Julgamento: _____

Dedico aos meus queridos e saudosos pais Salvatore¹ e Amelinha² que, de onde estão, tenho certeza se orgulhariam de mim; e ao meu querido e saudoso irmão Renzo³ a quem um acidente fatal tirou tão precocemente a oportunidade de viver e prosseguir com os estudos.

¹ Salvatore Ricci (1927-2012), napolitano, industrial, inteligente, arrojado, bondoso, empreendedor.

² Maria Amélia Santos Ricci (1929-2016), fluminense, professora e artista plástica, criativa, habilidosa.

³ Renzo Santos Ricci (1967-1986), paulista, estudante, generoso, amigo, corajoso, altruísta.

Agradecimentos

Aqui eu vou escrever com o coração sobre todos que, de algum modo, fizeram parte dessa trajetória. E são muitos os agradecimentos a fazer, o que me revela ser mais um momento desafiador por não saber por onde começar, pois nada seria possível sem o apoio dessas pessoas aqui citadas. Então, o melhor a fazer é usar do pleonasma e começar do começo.

O primeiro agradecimento vai para o meu orientador acadêmico, professor doutor George Bedinelli Rossi, que me escolheu, acolheu e aceitou seguir comigo nessa jornada, mostrando-se paciente, quando repetidas vezes me alertava como escrever e como pensar academicamente, e sobre como dar um rumo científico ao meu projeto. O professor George, altamente gabaritado e dotado de grande capacidade e inteligência, nunca deixou de me atender e sempre pronta e rapidamente, com incansável disponibilidade, me provendo segurança, ao compartilhar comigo seu conhecimento e experiência, me aconselhando, corrigindo e aprimorando meus trabalhos.

Na sequência, vem os professores do programa PPGTUR. Todas as aulas, foram significativas e me ajudaram a dar corpo ao projeto. Entre os professores, destaco os que eu tive aulas diretamente, Luiz Octávio de Lima Camargo, Alexandre Panosso Netto, Thiago Allis, Glauber Eduardo de Oliveira Santos, Reinaldo Tadeu Boscolo Pacheco, Ricardo Ricci Uvinha e Luiz Gonzaga Godoi Trigo.

E com os professores, vieram também muitos colegas, que juntos formamos um time que se ajudava, compartilhava experiências e nos incentivávamos mutuamente. Entre eles, o doutorando Davi Alysson da Cruz Andrade, que de certa forma faz dupla comigo no PPGTUR com o tema Airbnb, e as mestrandas Walkiria Hiromi Usui Napoli e Laize Soares Oliveira. Com os três formei parcerias em artigos e participações em Seminários e Congressos. Não posso esquecer dos demais colegas como a mestranda Katherine Aparecida dos Santos Silva, parceira em trabalhos de classe, o doutorando Filipe Soares Romano, aquele amigo que quando você tem alguma dúvida e se pergunta quem poderia ajudar? E é o Filipe que sempre se apresenta prontamente! Assim como os representantes dos alunos, a mestra Denise dos Santos Rodrigues, a doutoranda Grislayne Guedes Lopes da Silva e o mestrando Mauricio Ferreira de Brito, com suas dicas e ajudas precisas e preciosas. Bem como

os demais colegas de classe os doutorandos Fausi Kalaoum e Rômulo Duarte Silva de Oliveira já experientes, sempre com dicas certeiras. Mas, foi com os colegas mestrandos desde o início, Vinícius Rocha Biscaro, Thais Rodrigues Monteiro, Bethania Mendes, Leandro Ribeiro da Silva, Renata Kazys de Oliveira, Nadini Falcão Machado e Mauricio e Katherine (já mencionados), que formamos um grupo de autoajuda virtual no qual compartilhamos nossas reflexões e momentos de angústia e desespero, dando forças e incentivando uns aos outros, apoio muito importante nesse período de pandemia.

Agradeço também ao professor Sandro Alves de Medeiros da Universidade Federal do Alagoas que, além de parceiro em artigos, é sempre um grande incentivador e direcionador nos meus estudos, e ainda foi um dedicado coordenador dos Seminários de Comportamento do Consumidor promovidos pela UFAL, que muito serviram de base para esta dissertação.

Devo mencionar os ensinamentos de meus professores do Instituto Federal de São Paulo que me guiaram pelos primeiros passos na Gestão do Turismo, curso que muito me incentivou no prosseguimento e aprimoramento dos estudos.

Com a chegada da pandemia da Covid-19 vieram os medos e as incertezas. O afastamento de colegas, amigos e familiares, do local de estudos, o aumento do trabalho, e todas as demais dificuldades formaram uma carga emocional pesada. Foi nesse momento que uma querida amiga Rosefranci Domingos apareceu pra me tirar dessa angústia. Seu trabalho de *coach*, totalmente voluntário, foi essencial para eu conseguir atravessar a nova fase que estava prestes a chegar: a temida qualificação.

E, finalmente em 16 de junho de 2020, veio o momento do Exame de Qualificação. Essa fase é um marco, não só pelas regras do programa de pós graduação, mas principalmente pelo auxílio, correções e críticas valiosas e construtivas que recebemos da banca examinadora. Nesse sentido os professores doutores Otávio Bandeira de Lamônica Freire do PPGTUR e Mauricio Morgado da Fundação Getúlio Vargas foram primordiais, além de atenciosos, precisos e generosos em corrigir o trabalho e, assim, eu consegui aprimorar meu projeto.

Após a qualificação, veio a oportunidade de participar de um prêmio de vídeo que visava divulgar em mídias sociais e televisivas as teses e dissertações desenvolvidas na USP. Como não poderia negar minha primeira formação em Comunicação Social, coloquei minha criatividade à prova e convidei um amigo, grande ator e mímico, Fernando Vieira, para participar da ideia, que ele aceitou colaborar sem

pestanejar. Convidei ainda uma amiga, arquiteta, Walkiria (já mencionada), que me ajudou a montar a história, o *storyboard* e os preparativos e minha filha Laura Ricci Cagnacci que filmou e fez a edição. Nosso vídeo representou o PPGTUR. Não ganhou o prêmio, mas ganhou muitos elogios de colegas e amigos. Fiquei muito feliz com o resultado, pelo qual serei eternamente grata.

Com a qualificação, novos desafios e responsabilidades chegaram. Diante das dificuldades de pesquisa impostas pela pandemia, percebi que poderia dar um passo adiante e tentar aprender algo novo do qual eu não dependesse de contatos humanos. Assim, mudei a metodologia para aplicar o que houvesse de mais avançado e moderno na pesquisa: a inteligência artificial. Nesse ponto, a colaboração de um amigo, Gabriel Ferrari Mariano, foi providencial. Com sua técnica e sabedoria na informática ele me introduziu à IA, montou um programa, exatamente como eu delineei após muitos estudos, e me ensinou a manipulá-lo. Isso foi essencial para que eu conseguisse empreender um projeto ousado, tivesse êxito nas análises e propusesse um modelo conceitual adequado à minha pesquisa. Sem essa ajuda a dissertação teria tomado um rumo totalmente diverso.

Agradeço ainda a todos os funcionários da secretaria do PPGTUR/EACH, principalmente ao Fabiano que me atendeu até 2020 e, a partir de 2021, a Priscila. Ambos sempre prontos a atender com atenção e presteza. O agradecimento é extensivo a todos os funcionários da EACH, da biblioteca, da informática, da portaria, e muitos outros. Todos sempre dedicados e prestativos. Sem a ajuda desses valorosos servidores públicos não seria possível prosseguir sem problemas.

Enfim, chegou o momento de agradecer a quem todos os dias esteve do meu lado: minha família. Os três seres extraordinários que estão presentes todo o tempo na minha vida, e obviamente durante todo esse caminho acadêmico, que resolvi retomar nessa altura da vida. Um projeto que tinha em mente desde que me formei nos anos 80, mas nunca tinha a oportunidade de concretizar. Minhas filhas gêmeas Paola Ricci Cagnacci e Laura Ricci Cagnacci, e meu marido Paulo Cagnacci foram extremamente compreensivos com minhas ausências e colaborativos, assumindo muitas vezes tarefas de casa e compromissos que seriam meus, para que eu pudesse me dedicar a esta dissertação.

Aqui também lembro de todos meus amigos, que deixei de dar atenção pela absoluta falta de tempo. Tempo que sempre priorizava os estudos. Além de agradecer pela compreensão e apoio, peço desculpas pela minha ausência em momentos que

talvez meus familiares e amigos precisassem de mim e que eu não consegui dar a devida atenção.

E, finalmente, mas não menos importante, agradecer àquele que está acima de todos nós. Pois, sem a força de Deus, nada é possível. É com muita fé que eu agradeço Sua presença na minha vida e por ter colocado todas as pessoas aqui mencionadas no meu caminho. Todas são motivo do meu mais profundo agradecimento. Pessoas que me ajudaram, guiaram, aconselharam, incentivaram e fizeram com que eu chegasse até aqui, pois tudo tem uma origem.

Para todos vocês, meu reconhecimento e minha eterna GRATIDÃO, de coração!

“Os mais belos pensamentos nada são sem as obras.”

Santa Teresa do Menino Jesus (1873 – 1897)

RESUMO

RICCI-CAGNACCI, R. **A influência da qualidade do serviço na hospitalidade domiciliar: um estudo do uso da Airbnb por turistas**. 2022. Dissertação (Mestrado em Turismo) – Escola de Artes, Ciências e Humanidades, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2022.

A qualidade do serviço aplica-se a vários setores da economia, incluindo o setor do turismo. E o turismo, como um setor que acompanha a evolução dos tempos, entrou na era da economia compartilhada. A Airbnb, uma plataforma *online* de aluguel de casas e oferta de experiências, é um exemplo de economia compartilhada que visa acomodar milhões de turistas em mais de 190 países, a fim de proporcionar renda a novos empreendedores, ocupar espaços ociosos e facilitar o abrigo de pessoas com diferentes propósitos de viagem, mesmo em situações atípicas ou sazonais em que uma rede hoteleira não se sustentaria sozinha. Desta forma, esta dissertação tem como objetivo investigar influência da qualidade de serviço na hospitalidade domiciliar, por meio de pesquisa qualitativa do tipo fenomenológica, pela análise dos comentários dos turistas que se utilizam de hospedagens anunciadas na plataforma. A Airbnb introduziu no mercado do turismo uma forma inovadora e disruptiva de alojamento para os turistas, em alternativa aos hotéis, oferecendo hospitalidade no contexto da economia compartilhada, com avaliações textuais e públicas, que justificam o foco do estudo. Foi realizada uma revisão da literatura sobre motivação, hospitalidade, economia compartilhada, atitude, serviços e o modelo SERVQUAL, qualidade e satisfação. Na plataforma Airbnb, foram coletados um total de 48.020 comentários escritos por hóspedes que utilizaram os serviços da plataforma para estadias na cidade do Rio de Janeiro, ao longo de 2019. A partir desses comentários foram mensurados os atributos de qualidade em serviços percebida para pesquisar a hospitalidade no ambiente doméstico e investigou-se os efeitos desses atributos na satisfação do hóspede (turista). A análise do conteúdo latente e manifesto das avaliações foi adotada a fim de identificar os principais atributos da qualidade percebida nos serviços da Airbnb e como eles afetam a satisfação do hóspede (turista), com o objetivo de esclarecer em qual(is) contexto(s) isso ocorre. O *software PyCharm Community Edition* foi utilizado para programação, análise e depuração da linguagem Python, com suporte das bibliotecas *Gensim* e *NLTK* para modelagem de tópicos e processamento de linguagem natural pelo método *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Como resultado, 10 tópicos foram extraídos e, destes, quatro proposições

foram elaboradas que formaram o modelo conceitual proposto. Dos 10 tópicos revelados pela pesquisa e pela teoria, “Instalação”, “Comodidades”, “Conformidade”, “Serviço de Recepção” e “Acolhimento” estão diretamente ligados à qualidade do serviço e adequados às dimensões do modelo SERVQUAL. Os tópicos “Localização”, “Proximidades” e “Instalações” pertencem à mesma dimensão. Os outros dois tópicos identificados como “Expectativa” e “Experiência” decorrem dos construtos motivação e satisfação. Desta constatação, propõe-se uma definição de hospitalidade domiciliar como sendo a percepção da qualidade do serviço, verificada a partir da satisfação e motivação vivenciada pelo hóspede, e identificada em redes de ambientes oferecidos por anfitriões listados nas plataformas de compartilhamento de hospedagem do modelo P2P (*peer-to-peer*), pelo seu caráter residencial, doméstico, social e interativo.

Palavras-chave: Qualidade de serviços. Hospitalidade. Satisfação. Comportamento do Consumidor. Airbnb. *Latent Dirichlet Allocation* (LDA).

ABSTRACT

RICCI CAGNACCI, R. **The influence of service quality on home hospitality: a study of the usage of Airbnb by tourists.** 2022. Dissertation (Master in Tourism) – School of Arts, Sciences and Humanities, University of São Paulo, São Paulo, 2022.

The service quality applies to various sectors of the economy including the Tourism sector. And tourism, as an industry that follows the evolution of time, has entered the era of sharing economy. The Airbnb, an online platform for renting local homes and offering experiences is an example of sharing economy that aims to accommodate millions of tourists in more than 190 countries, in order to provide income to new entrepreneurs, occupy idle spaces, and facilitate the shelter of people with different travel purposes, even in atypical or seasonal situations where a hotel chain would not be sustained alone. Thus, this dissertation aims to investigate the influence of service quality on home hospitality, through qualitative research of the phenomenological type, by analyzing the reviews of tourists who use accommodations advertised on the platform. Airbnb introduced to the tourism market an innovative and disruptive way of accommodation for tourists, as an alternative to hotels, offering hospitality in the sharing economy context, allowing textual and public reviews, which justify the focus of the study. A literature review was carried out on motivation, hospitality, sharing economy, attitude, services and the SERVQUAL model, quality and satisfaction. A total of 48,020 reviews were collected on the Airbnb platform which were written by guests who used the platform services for home stays in the city of Rio de Janeiro, throughout 2019. From these data it was measured the attributes of perceived service quality to search when someone enjoys hospitality in home environment and investigated the effects of these attributes on guest (tourist) satisfaction. The analysis of both latent and expressed content of the reviews was adopted in order to identify the main attributes of the perceived service quality in Airbnb and how they affect the guest's (tourist's) satisfaction, aiming to clarify in which context(s) this occurs. PyCharm Community Edition software was used for programming, analysis and debugging of the Python language, with the support of Gensim and NLTK libraries for topic modeling and natural language processing by applying the Latent Dirichlet Allocation (LDA) method. As a result, 10 topics were extracted and, from those, four propositions were elaborated that formed the proposed conceptual model. From the 10 topics revealed by the research and theory, "Installation", "Amenities", "Compliance", "Reception Service" and

"Hospitality" are directly linked to the service quality and adequate to the dimensions of the SERVQUAL model. The topics "Location", "Proximities" and "Facilities" belong to the same dimension. The other two topics identified as "Expectation" and "Experience" arise from the constructs motivation and satisfaction. From this finding, a definition of home hospitality is proposed as being the perception of service quality, verified from the satisfaction and motivation experienced by the guest, and identified in networks environments offered by hosts listed in sharing platforms like P2P (peer-to-peer) models, as per its residential, domestic, social and interactive character.

Keywords: Service Quality. Hospitality. Satisfaction. Consumer Behavior. Airbnb. *Latent Dirichlet Allocation* (LDA).

Lista de Figuras

Figura 1 – Comparativo de marcas competidoras.....	27
Figura 2 – Mapa de correlação entre autores.....	32
Figura 3 – Mapa de ligações entre as palavras-chave dos artigos de referência.....	33
Figura 4 – Pirâmide de Maslow (1943).....	40
Figura 5 – Teoria do Comportamento Planejado.....	46
Figura 6 – Modelo SERVQUAL.....	56
Figura 7 – Modelo TOURQUAL.....	57
Figura 8 – Modelo de qualidade de serviço Grönroos (1984).....	58
Figura 9 – Modelo conceitual empírico proposto.....	66
Figura 10 – Processo de análise dos dados por LDA.....	70
Figura 11 – Processo da análise de conteúdo.....	71
Figura 12 – Mapa das locações da Airbnb na cidade do Rio de Janeiro.....	75
Figura 13 – Sequência LDA.....	80
Figura 14 – Mapa de distribuição intertópica com 10 tópicos.....	86
Figura 15 – Modelo LDA com os 30 termos mais recorrentes.....	87
Figura 16 – Agrupamento de <i>tokens</i> para o maior índice de “Atração” entre termos.....	92
Figura 17 – Tópico 1: <i>tokens</i> relacionados às condições das instalações.....	96
Figura 18 – Tópico 2: <i>tokens</i> relacionados à localização da propriedade.....	98
Figura 19 – Tópico 3: <i>tokens</i> relacionados à conformidade do anúncio.....	100
Figura 20 – Tópico 4: <i>tokens</i> relacionados às proximidades e facilidade de acesso.....	102
Figura 21 – Tópico 5: <i>tokens</i> relacionados às comodidades dos espaços físicos.....	104
Figura 22 – Tópico 6: <i>tokens</i> relacionados à expectativa de retorno.....	107
Figura 23 – Tópico 7: <i>tokens</i> relacionados às facilidades da vizinhança.....	109
Figura 24 – Tópico 8: <i>tokens</i> relacionados aos serviços de recepção.....	111
Figura 25 – Tópico 9: <i>tokens</i> relacionados ao acolhimento do anfitrião.....	113
Figura 26 – Tópico 10: <i>tokens</i> relacionados à experiência dos hóspedes.....	115
Figura 27 – Nuvem de palavras.....	123
Figura 28 – Modelo conceitual empírico inicialmente proposto.....	128
Figura 29 – Modelo conceitual final proposto.....	128

Lista de Gráficos

Gráfico 1 – Citações e publicações dos artigos.....	31
Gráfico 2 – Propriedades ativas por trimestre em 2019 e 2021 na Airbnb	73
Gráfico 3 – Propriedades listadas na Airbnb	74
Gráfico 4 – Tamanho das acomodações e Quantidade de propriedades	74
Gráfico 5 – Quantidade de comentários do ano de 2019 mês a mês.....	76
Gráfico 6 – Atributos da Hospitalidade	90
Gráfico 7 – Comodidades anunciadas nas propriedades do Rio de Janeiro.....	106

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Artigos que pesquisaram Airbnb usando LDA.....	28
Tabela 2 – Áreas de pesquisa dos artigos	31
Tabela 3 – Ocorrências e índice de relevância das palavras-chave dos artigos de referência	32
Tabela 4 – Exemplo de testes com diferentes parâmetros para encontrar melhor valor de coerência.....	83
Tabela 5 – Definição dos 10 tópicos e 10 <i>tokens</i> mais recorrentes	88
Tabela 6 – Listagem dos 50 <i>tokens</i> e número de ocorrências	91
Tabela 7 – Ocorrência dos termos relacionados a “local*”	91
Tabela 8 – Ocorrências da matriz “Limp” e derivações com o uso do <i>Sublime Text</i>	93
Tabela 9 – Tópico 1 “Instalações”: termos e índices de relevância por tópico	97
Tabela 10 – Tópico 2 “Localização”: termos e índices de relevância por tópico	99
Tabela 11 – Tópico 3 “Conformidade”: termos e índices de relevância por tópico ..	101
Tabela 12 – Tópico 4 “Proximidades: termos e índices de relevância por tópico....	103
Tabela 13 – Termos e índices de relevância por tópico	105
Tabela 14 – Tópico 6 “Expectativa”: termos e índices de relevância por tópico.....	108
Tabela 15 – Tópico 7 “Facilidades”: termos e índices de relevância por tópico	110
Tabela 16 – Tópico 8 “Serviços de Recepção”: termos e índices de relevância por tópico.....	112
Tabela 17 – Tópico 9 “Acolhimento”: termos e índices de relevância por tópico	114
Tabela 18 – Tópico 10 “Experiência”: termos e índices de relevância por tópico....	116
Tabela 19 – Ocorrências de termos ligados à hospitalidade do anfitrião	117
Tabela 20 – Ocorrências de termos indicadores de motivação nos comentários....	118
Tabela 21 – Comparativo de métodos	124

Lista de Abreviaturas e Siglas

#	Símbolo indicativo de numeração
AMA	American Marketing Association
BOW	<i>Bag of Words</i> (tradução: Saco-de-Palavras)
Config.	Configuração
Coord.	Coordenada
CSV	<i>Comma Separated Values</i> (tradução: valores separados por vírgulas)
Ed.	Edição
Gensim	<i>Generate Similar</i> (tradução: Gerar Similar)
HTML	<i>HyperText Markup Language</i> (tradução: Linguagem de Marcação de Hipertexto)
IA	Inteligência Artificial
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
LDA	<i>Latent Dirichlet Allocation</i> (tradução: Alocação Latente de Dirichlet)
LSI	<i>Latent Semantic Indexing</i> (tradução: Indexação Semântica Latente)
Min_count	Contagem mínima de palavras
MTur	Ministério do Turismo do Brasil
NLP	Natural Language Processing (tradução: Processamento de Linguagem Natural)
NLTK	Natural Language Toolkit (tradução: Kit de ferramentas de linguagem natural)
NPS	Net Promoter Score (tradução: Pontuação de Promoção na Internet)
OMT	Organização Mundial do Turismo
Org.	Organizada
QS	Qualidade de Serviços
P	Proposição
P2P	<i>Peer-to-peer</i> (tradução: ponto a ponto ou pessoa a pessoa)
PIB	Produto Interno Bruto
PLSI	<i>Probabilistic Latent Semantic Indexing</i> (Semântica Latente Probabilística)
Relev.	Relevância
Rev.	Revisada
RJ	Rio de Janeiro
Sic	<i>sic erat scriptum</i> (tradução: assim foi escrito)
SP	São Paulo
T	Tópico
Vol.	Volume
UGC	Conteúdo Gerado pelo Usuário (<i>User-Generated Content</i>)
USP	Universidade de São Paulo
UNWTO	United Nations World Travel Organization
WTTC	World Travel & Tourism Council

Sumário

LISTA DE FIGURAS	14
LISTA DE GRÁFICOS	15
LISTA DE TABELAS	16
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	17
SUMÁRIO	18
1 INTRODUÇÃO	20
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA	21
1.2 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA E OBJETIVO	24
1.3 JUSTIFICATIVA	25
1.4 AVALIAÇÃO DE ORIGINALIDADE DA PESQUISA	27
2 REVISÃO DA LITERATURA	34
2.1 TURISMO	34
2.2 ECONOMIA COMPARTILHADA	35
2.2.1 Airbnb	36
2.3 MOTIVAÇÃO EM TURISMO	39
2.3.1 Motivação na Economia Compartilhada	42
2.4 HOSPITALIDADE E AIRBNB	43
2.5 ATITUDE	45
2.6 SERVIÇOS	48
2.7 QUALIDADE	51
2.7.1 Qualidade de Serviço	52
2.7.2 Modelos de Medição de Qualidade de Serviço	55
2.8 SATISFAÇÃO	58
2.8.1 Modelos e Métodos de Qualidade de Serviço para Avaliação da Satisfação do Consumidor	62
2.8.2 Satisfação e Cocriação	64
3 MODELO CONCEITUAL E PROPOSIÇÕES	65
4 MÉTODO DA PESQUISA	67
4.1 MÉTODO DAS ANÁLISES	68
4.2 COLETA DE DADOS	71

4.3	PRÉ-PROCESSAMENTO DE DADOS.....	77
4.4	MÉTODO LDA (ALOCAÇÃO LATENTE DE DIRICHLET).....	78
4.5	APLICAÇÃO DA LDA.....	81
5	ANÁLISE DE RESULTADOS.....	83
5.1	ANÁLISE DE TÓPICOS POR LDA.....	83
5.2	ANÁLISE DE CONTEÚDO DOS COMENTÁRIOS	116
5.3	NUVEM DE PALAVRAS.....	122
5.4	LIMITAÇÕES	123
6	DISCUSSÃO.....	126
7	CONCLUSÃO.....	129
	REFERÊNCIAS	131
	ANEXO 1 – RELAÇÃO DAS STOPWORDS.....	151
	ANEXO 2 – TERMOS MAIS CITADOS	154
	ANEXO 3 – TESTES E RESULTADOS LDA	162
	ANEXO 4 – RELAÇÃO DOS LOG FILES	163

1 Introdução

O surgimento da economia compartilhada no setor do turismo modificou a forma de acolher viajantes. A hospitalidade se aproveitou da tecnologia, do advento da Internet e da introdução de aplicativos que facilitam a conectividade entre as pessoas e incorporou novas formas de receber viajantes, como as intermediadas pela plataforma Airbnb (STEPHANY, 2015). A motivação de se “viver como um local” que a plataforma oferece, propõe uma experiência cultural realista que vai além da transação meramente comercial (BRIDGES; VÁSQUEZ, 2016; GUTTENTAG, 2015, LAMPINEN; CHESHIRE, 2016).

Para iniciar o trabalho, foram feitas as pesquisas bibliográficas com o uso do *software* gratuito *Harzing's Publish or Perish* que recupera citações acadêmicas, usando várias fontes de dados, tais como Google Acadêmico, *Scopus*, *Web of Science* e *Microsoft Academic*. O *software* permite que palavras-chaves sejam separadas por título da obra, autor, período ou nome da publicação. Em seguida, o programa lista os artigos encontrados e os apresenta na ordem de número de citações, ou alfabética de autores, títulos, ano, e índice H de Hirsch, além da taxa de citação ponderada pelo tempo do artigo e, com isso, é possível buscar pelo impacto significativo ao estudo.

Para esta dissertação, foram feitas pesquisas com busca pelas palavras-chave relacionadas ao tema da dissertação nos idiomas inglês e português: *Airbnb*, *Satisfaction/Satisfação*, *Service Quality/Qualidade de Serviço*, *Motivation/Motivação* e *Hospitality/Hospitalidade*, *Attitude/Atitude*, *Tourism/Turismo*, e *Sharing Economy/Economia Compartilhada* com variadas combinações entre si, para resgatar na literatura nacional e internacional autores que tenham causado influência relevante na área de seus estudos, a fim de prosseguir com a construção da revisão da literatura.

Ressalta-se que, em busca pelo título das publicações, na língua portuguesa não há nenhuma que mencione simultaneamente as palavras que constam no título dessa dissertação: *Airbnb*, *Qualidade e Satisfação e/ou Hospitalidade*, nem no idioma inglês com a busca *Airbnb*, *Satisfaction* e *Hospitality*.

O capítulo introdutório desta dissertação apresenta o tema estudado e, para tanto, foi proposto um modelo conceitual para dar direcionamento à pesquisa, apresentado no Capítulo 3. Na sequência, nesta introdução, será apresentado o problema sobre o

qual o tema foi idealizado, inicialmente num projeto, em seguida, delineado e aperfeiçoado ao longo das aulas no curso de mestrado Programa de Pós-graduação em Turismo, da Escola de Artes, Ciências e Humanidades da Universidade de São Paulo. Neste Capítulo introdutório também foram descritos os objetivos da pesquisa, a justificativa e a avaliação da originalidade da pesquisa. Os pressupostos teóricos gerais serão apresentados no Capítulo 2, referente à Revisão da Literatura, em que serão abordados com mais profundidade os estudos teóricos dos construtos norteadores. O Capítulo 4 trata do método da pesquisa em que foram utilizadas as análises de conteúdo manifesto, pelo método Bardin (1977), Rossi, Serralvo, João (2014) e Zhang (2019a), e do conteúdo latente pelo método da LDA (Alocação Latente de Dirichlet). No Capítulo 5 faz-se a análise dos resultados obtidos, tanto dos comentários quanto dos tópicos apurados. O Capítulo 6 trata da discussão desses resultados e o Capítulo 7 refere-se à conclusão.

1.1 Contextualização do Tema

Com o advento da Internet, a participação do consumidor torna-se mais visível e pode se expressar em redes sociais, *blogs*, outros meios de compartilhamento numa interação entre os compradores e provedores de serviços (CHANDRALAL; RINDFLEISH; VALENZUELA, 2015; PODNAR; JAVERNIK, 2012). A economia compartilhada é um dos resultados dessa interação na medida em que, ao aproximar as pessoas, tem forte impacto em todos os setores da sociedade, inclusive no turismo e na hospitalidade (ZHU; SO; HUDSON, 2017), tornando o modelo de compartilhamento de serviços uma forma de empreendimento, onde qualquer pessoa pode se tornar um microempresário (LUTZ; NEWLANDS, 2018).

Os avanços da tecnologia e o uso de ferramentas disponíveis nas mídias sociais geram grandes volumes de dados, com alto nível de veracidade, que podem ser utilizados para análises com várias interpretações (SIGALA; BEER; HODGSON; O'CONNOR, 2019). As mídias sociais formam novos mecanismos de compartilhamento de experiências dos turistas (CHANDRALAL, *et al.*, 2015) e os comentários *online* refletem as opiniões genuínas dos turistas ao final da utilização do serviço. Comentários, reclamações e sugestões dos turistas formam uma fonte muito valiosa para a implementação de ideias, melhorias e inovações (CADOTTE; TURGEON, 1988; DMITROVIC; KNEZEVIC CVELBAR; KOLAR; MAKOVEC

BRENCIC; OGRAJENSEK; ZABKAR, 2009). Por meio dos comentários e avaliações sobre a prestação do serviço, é possível buscar e trocar informações sobre meios de hospedagem, destinos e atrações turísticas nas plataformas digitais, o que tem impactado na reputação das organizações, exercendo influência tanto positiva quanto negativa para outros usuários do serviço (LIMBERGER; ANJOS; MEIRA; ANJOS, 2014).

Segundo o Conselho Mundial de Viagens e Turismo (WTTC, 2021), em 2019, antes da pandemia da COVID-19, a indústria de serviços de viagens e turismo dominava a economia mundial, contribuindo com quase nove trilhões de dólares para o PIB (Produto Interno Bruto) mundial, o que representa 10,6% dos empregos no mundo e 10,4% do PIB global, além de prover cerca de 334 milhões de empregos, ou seja, pouco mais de 1 em cada 10 empregos no mundo. O setor do turismo ainda fomenta aproximadamente 1,7 trilhão de dólares, em 2019, em exportações de visitantes, o que significa quase 7% das exportações totais, e mais de 28% das exportações globais no setor de serviços. Atualmente, a pesquisa mais recente do WTTC mostra que o setor sofreu grande perda com o PIB caindo 49,1% em relação a 2019, devido às restrições de viagens causadas pela pandemia (WTTC, 2021). Os dados apontam ainda que 62 milhões de empregos no setor foram perdidos, o que representa uma queda de 18,5%, em comparação com 2019. Esses dados colocam o turismo numa fonte essencial de desenvolvimento econômico (HOSNI; KIEVIT; DRAKOS; ANGELAKIS; VAN DIJK, 2018; LUNDBERG; KRISHNAMOORTHY; STAVENGA, 1995; WIRTZ; LOVELOCK, 2016).

Com o surgimento de novas tecnologias, tais como os aplicativos em *smartphones* e o uso de *Big Data* (STYLOS; ZWIEGELAAR, 2019), que impactam a oferta e a demanda de produtos, a nova era do turismo se caracteriza por uma maior competitividade das empresas e dos destinos turísticos, com motivações e exigências diferenciadas (AMPARO, 2019). Portanto, faz-se necessária uma investigação acerca dos resultados de um monitoramento da satisfação do consumidor com relação à escolha do produto, que poderá servir para se pensar no planejamento operacional e tático a fim de alcançar competitividade e identificar relações causais da satisfação com a escolha do produto (DMITROVIC *et al.*, 2009). Essas relações têm sido abordadas apenas conceitualmente e os estudos de turismo examinam os construtos de motivação e satisfação de forma independente, sem ligações lógicas entre si (YOON; UYSAL, 2005).

Pesquisadores perceberam que as influências na satisfação dos clientes acontecem durante ou após o processo de escolha (ACERENZA, 2012; BLACKWEL; MINIARD; ENGEL, 2008; DANN, 1977; PEARCE, 2005; WIRTZ; LOVELOCK, 2016), mas permanecem no imaginário das pessoas por muito mais tempo que em outros setores da economia, uma vez que os produtos e serviços turísticos são diversificados e dependem da finalidade e não da especificação (LUNDBERG; KRISHNAMOORTHY; STAVENGA, 1995; SANTOS; KADOTA, 2012). Por esta razão, é importante identificar as características dos produtos turísticos sob o foco da satisfação (ALBAYRAK; CABER; AKSOY, 2010; SANTOS; KADOTA, 2012; SOLOMON, 2002) e assim prover um melhor serviço ao consumidor.

Segundo Dann (1977) o turista pode criar um mundo de fantasia, onde nele há possibilidade de viver seus desejos e necessidades que não teria coragem de admitir na sua vida cotidiana. Nesse mundo da fantasia das viagens, o turista procura superar a falta de normas na busca por experiências que lhe tirem da monotonia e deem satisfação. Entende-se, nesse contexto, que a satisfação, enquanto atitude, tem parâmetros intangíveis e, portanto, acontece pós-experiência (PEARCE, 2005).

Por conseguinte, a satisfação do turista, afetada pela hospitalidade em consequência da motivação e da atitude, tem influência no seu comportamento futuro, provando serem variáveis mediadoras significativas dentro desse modelo comportamental (LEE, 2009; PEARCE, 2005). Visto por esse ângulo, Crotts, Mason e Davis (2009) julgam imperativo mensurar a satisfação do turista a fim de identificar todos os produtos e serviços que são realmente valorizados. Compreender todos os aspectos da relação de desempenho e satisfação geral pode ajudar o consumidor a ter um olhar crítico às próprias escolhas (CADOTTE; TURGEON, 1988).

A ideia inicial das hospedagens compartilhadas em ambientes domiciliares é aproveitar espaços ociosos dentro da própria casa ou alguma residência desocupada e oferecê-la aos viajantes por curto período de tempo (ZERVAS; PROSERPIO; BYERS, 2017). Os sites de compartilhamento de serviços de hospitalidade entre pessoas, como a Airbnb, moderam e criam uma relação entre anfitrião e hóspede (PANDA; VERMA; MEHTA, 2015) baseada na confiabilidade e nos comentários recíprocos deixados após o consumo (JU; BACK; CHOI; LEE; TSE, 2019). Cabe ressaltar que, nessa relação, costumam-se utilizar os termos: hóspede e anfitrião (LUTZ; NEWLANDS, 2018).

Neste estudo serão pesquisadas a qualidade de serviços das acomodações anunciadas na plataforma Airbnb, que funciona como um mercado *online* de reserva de espaços e experiências, e a hospitalidade dos anfitriões demonstrada pela satisfação e motivação dos hóspedes após a estadia, por meio dos comentários deixados após a utilização dos serviços e disponibilizados para visualização de qualquer pessoa na plataforma.

1.2 Apresentação do Problema e Objetivo

O surgimento de novos rumos da hospitalidade, tais como a economia compartilhada e o uso de plataformas digitais (BELK, 2014; ZERVAS; PROSERPIO; BYERS, 2017) em tempos de globalização e mercado virtual, espaços diferentes dos tradicionais da rede hoteleira (JU *et al.*, 2019), como as acomodações domiciliares personalizadas, estão sendo oferecidos e/ou buscados por pessoas do mundo inteiro. Nesse contexto, inserem-se paradigmas econômicos do pensamento turístico e do desenvolvimento no setor de governança (LEUNG; XUE; WEN, 2019).

De acordo com Wolfson, Xu & Sistla (2004), podem ser criados modelos de incentivo para estimular a cooperação em uma plataforma *peer to peer* (P2P), isto é, ponto a ponto ou pessoa a pessoa, que possam promover benefícios a ambos os lados da negociação.

A plataforma de hospedagens Airbnb, criada em 2008, permite que milhares de pessoas no mundo estejam convencidas de que é um bom negócio dormir na casa de um desconhecido que esteja disposto a tratar o hóspede com respeito e cordialidade, fazendo-o “sentir-se em casa”. Tudo acontece numa negociação, embora mediada pelo site, feita de “pessoa a pessoa” (P2P), tendo como referência o conforto do lar e o bem-estar de modo geral, ou seja, longe de casa, mas com acolhimento hospitaleiro (KARLSSON; DOLNICAR, 2016).

Para Camargo (2004, p.19), a hospitalidade começa sempre com uma dádiva e pode desencadear um caminho de trocas e retribuição com a dinâmica do “dar-receber-retribuir”. E nesse círculo de atitudes, na economia compartilhada, a hospitalidade pode ser monetizada, por conta de interesses pessoais, oferecendo cortesia e generosidade mediante pagamento (STEPHANY, 2015).

Oskam e Boswijk (2016) salientam que, para fazer o modelo de sucesso funcionar, a Airbnb precisa de três fatores-chave: obter hóspedes e anfitriões, evitar a

negociação direta entre eles e estabelecer a confiança como a condição essencial para a transação comercial. Sendo a confiança subdividida em dois tipos: a confiança na plataforma e a confiança nos anfitriões que esta abriga (LIANG; CHOI; JOPPE, 2018).

O problema de pesquisa é sobre a influência da qualidade de serviço percebida na hospitalidade em ambiente domiciliar, na plataforma Airbnb. Para tanto, a pesquisa tem o objetivo de investigar a influência da qualidade de serviço na hospitalidade domiciliar, por meio da análise dos comentários dos turistas que se utilizam de hospedagens anunciadas na plataforma.

1.3 Justificativa

A economia compartilhada modificou o modo como os turistas têm usado os serviços de hospedagem. Esse novo modelo econômico é intermediado por plataformas e aplicativos via Internet. A qualidade de serviços oferecida pelos anfitriões pode ser mensurada pelas avaliações que os hóspedes deixam após a utilização, o que garante a confiança mútua e generalizada. Uma das formas que essas avaliações são expressas acontece por meio dos comentários, “por causa da integração de tecnologia inteligente, que oferece uma visão mais profunda da avaliação de processos e *feedbacks* sobre a experiência turística” com o uso de *Big Data* (STYLOS; ZWIEGELAAR, 2019, p.166, tradução nossa).

A solução para a mensuração dos atributos da qualidade percebida de serviços da Airbnb, e investigar os efeitos sobre a satisfação do hóspede em grande volume de dados, está no uso do Processamento de Linguagem Natural (PLN) e da mineração de texto. Esses são elementos que visam oferecer uma nova modalidade de pesquisa acadêmica para o turismo, dentro do estado da arte, com uso de inteligência artificial para investigar conteúdo relevante desses comentários. Com o uso de tecnologia de vanguarda, entre as ferramentas disponíveis para auxiliar pesquisadores a resolver problemas em grande volume de dados e encontrar o conteúdo latente desses documentos, a modelagem de tópicos por Alocação Latente de Dirichlet (LDA - *Latent Dirichlet Allocation*) tem se mostrado um método eficiente (JOSEPH; VARGHESE, 2019; SOTTOCORNOLA; STELLA; SYMEONIDIS; ZANKER; KRAJGER; FAULLANT; SHWARZ, 2019).




Para o mercado, a avaliação e o monitoramento contínuo da qualidade de serviços e da satisfação dos consumidores são importantes na medida em que ajuda empreendedores no planejamento de seus serviços, bem como facilita a análise de tendências e discussões estratégicas e operacionais, a fim de estimular práticas que possam contribuir para a promoção da hospitalidade. Nesse sentido, o método da LDA, originalmente introduzido por Blei, Ng e Jordan (2003), também auxilia a identificar as tendências que promovem satisfação dentro dos milhares de comentários, facilitando análises e tomada de ações mais rápidas, que poderiam ser praticamente impossíveis de serem feitas manualmente, uma vez que os dados são em grande volume, desestruturados e qualitativos. (GUO; BARNES; JIA, 2017).

Para os estudantes de turismo este estudo contribui ao apresentar um panorama da economia compartilhada, da hospitalidade e da qualidade de serviços com foco na plataforma Airbnb, de maneira didática. Além disso, ao propor um modelo, que agrega esses conceitos dentro de uma metodologia qualitativa no estado da arte, que analisa conteúdo latente e manifesto de comentários, é facilitado aos ingressantes na área o conhecimento e a aplicação de um novo tipo de metodologia de análise em grande volume de dados provenientes de Conteúdo Gerado pelo Usuário (UGC) de produtos turísticos e de hospitalidade pelo uso do método LDA.

O número de pessoas que usam a Internet tem aumentado cerca de 10% a cada ano. Todos os dias mais de um milhão de pessoas acessam a Internet pela primeira vez. Em 2019 existiam mais de 4 bilhões de usuários de Internet únicos no mundo, sendo que mais de 3 bilhões usam mídia social, incluindo os dispositivos móveis (DATAREPORTAL, 2019). Em 2020 foram mais de 4,5 bilhões de pessoas usando Internet, enquanto os usuários de mídia social ultrapassaram a marca de 3,8 bilhões, significando que cerca de 60% da população mundial faz acessos online (DATAREPORTAL, 2020).

A marca da Airbnb está classificada entre as 1000 marcas globais. Entre seus principais concorrentes, a Airbnb está classificada em 2º lugar, atrás da Booking.com e seguida pela Trivago em 3º e, nas menções *online*, possui um sentimento social neutro. A plataforma está atualmente avaliada em US\$ 18,00 bilhões, com uma pontuação (NPS – *Net Promoter Score* ou Pontuação de Promoção na Internet) de 33. A NPS mede a probabilidade de um consumidor recomendar a marca a outra pessoa (Figura 1). (COMPARABLY, 2021).

Figura 1 – Comparativo de marcas competidoras

	 Airbnb	 Tripadvisor	 KAYAK	 Booking.com
CLASSIFICAÇÃO GLOBAL	#_	#_	#_	#_
Pontuação de Promoção na Internet	33	29	20	39
Sentimento Social	Neutro	Positivo	Positivo	Neutro
Avaliação	\$18.00B	\$4.86B	-	\$97.57B

Fonte: Comparably (2021).

Em se tratando de mídias sociais, os comentários representam as opiniões dos consumidores e influenciam decisões de outros, na medida em que qualificam os provedores do serviço, o que faz da análise dessas informações um passo a mais na melhoria de prestação dos serviços. A Airbnb é uma dessas empresas que se utiliza dos comentários para avaliar hóspedes e anfitriões (GUTTENTAG, 2015) em até 14 dias após a hospedagem concluída. Os hóspedes e anfitriões só conhecem os comentários recíprocos, após ambos inserirem seus textos na plataforma, sem possibilidade de edição após a exibição, o que reforça a espontaneidade da avaliação.

A influência dos comentários durante a tomada de decisão de um turista permanece incerta (CASALÒ; FLAVIAN; GUINALIU; EKINCI, 2015), o que justifica levantar proposições sobre o construto satisfação ser um fator influenciador na escolha do tipo de hospedagem pela plataforma Airbnb, a partir de pesquisa dos comentários e de como os hóspedes percebem a hospitalidade.

1.4 Avaliação de Originalidade da Pesquisa

Em busca pelo *site Web of Science (WOS) Core Collection (2021)* foram observados alguns dados importantes que reforçam o caráter de originalidade e tendência inovadora desta dissertação nas publicações da área do turismo. Numa pesquisa em que se utilizou a busca pelo teor dos artigos, sem nenhum outro tipo de

filtro, com os termos “*Latent Dirichlet Allocation*” e “Airbnb”, apareceram apenas 8 artigos que fizeram uso da LDA para analisar comentários da plataforma. Destes, somente um artigo estudou a qualidade em serviços, a satisfação e a hospitalidade na Airbnb com o uso de *Big Data*, mineração de texto e modelagem de tópicos pela *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) de autoria de Ding *et al.* (2021), sendo que nenhum artigo incluiu a motivação como construto. Os demais, exceto Zhang (2019b) e Sutherland e Kiatkawsin (2020) que pesquisaram o construto satisfação, incluíram apenas o construto qualidade de serviços. Importante notar que, embora todas as publicações citadas tratam do tema Airbnb, nenhuma das delas foi feita em fontes de publicação relacionadas diretamente ao Turismo e/ou Hospitalidade. (Tabela 1)

Tabela 1 – Artigos que pesquisaram Airbnb usando LDA

Autores	Título do Artigo	Tipo/Fonte Publicação	Ano	Objetivos e Resultados	Citações WOS
Ding, Kai; Choo, Wei Chong; Ng, Keng Yap; Ng, Siew Imm; Song, Pu	Exploring Sources of Satisfaction and Dissatisfaction in Airbnb Accommodation Using Unsupervised and Supervised Topic Modeling	Jornal: FRONTIERS IN PSYCHOLOGY	2021	Examinar os principais atributos que afetam a satisfação e a insatisfação dos usuários da Airbnb por meio da análise de 59.766 comentários em 27.980 anúncios, localizados em 12 cidades diferentes, usando a Alocação Latente de Dirichlet (LDA) e supervisionada (sLDA). Os resultados revelam a heterogeneidade dos atributos de satisfação e insatisfação e que os usuários da Airbnb atribuem importância diferente aos mesmos atributos de serviço. A análise de correlação de tópicos revela que a experiência familiar e a ajuda do anfitrião estão associadas à intenção de revisita dos usuários da Airbnb.	0
Lee, Carmen Kar Hang; Tse, Ying Kei	Improving peer-to-peer accommodation service based on text analytics	Jornal: INDUSTRIAL MANAGEMENT & DATA SYSTEMS	2021	Identificar os principais atributos de serviço na acomodação ponto a ponto (P2P) a partir de análises <i>online</i> e formular estratégias de melhoria de serviço, com base nos achados de serviços insatisfatórios extraídos das análises. A metodologia envolve modelagem de tópicos usando Alocação Latente de Dirichlet, análise de sentimentos e análise de processo com base em rede de cadeia de processo (PCN). Os resultados da análise de texto mostraram experiências de acomodação P2P negativas e demonstraram como a análise de texto serve como um adicional para a melhoria do serviço.	0

Autores	Título do Artigo	Tipo/Fonte Publicação	Ano	Objetivos e Resultados	Citações WOS
Kiatkawsin, Kiattipoom; Sutherland, Ian; Kim, Jin- Young	A Comparative Automated Text Analysis of Airbnb Reviews in Hong Kong and Singapore Using <i>Latent Dirichlet Allocation</i>	Jornal: SUSTAINABILITY	2020	Extraír comentários usando a Alocação Latente de Dirichlet de 185.695 comentários da Airbnb de Hong Kong e 93.571 de Cingapura para comparação. Hong Kong produziu um total de 12 tópicos categorizados em quatro grupos distintos, enquanto que o total de tópicos de Cingapura foi de apenas cinco. As descobertas revelaram palavras-chave com informações usadas na avaliação das experiências.	2
Sutherland, Ian; Kiatkawsin, Kiattipoom	Determinants of Guest Experience in Airbnb: A Topic Modeling Approach Using LDA	Jornal: SUSTAINABILITY	2020	Analisar indutivamente os tópicos que impulsionam a experiência e satisfação do cliente usando um conjunto de dados de 1.086.800 comentários da Airbnb na cidade de Nova York. O texto foi pré-processado e a Alocação Latente de Dirichlet foi utilizada para extrair 43 tópicos de várias categorias, incluindo a avaliação geral dos hóspedes, atributos de localização centralizada ou descentralizada do alojamento, características tangíveis e intangíveis das unidades listadas, gestão da listagem ou da unidade e qualidade de serviços do anfitrião.	6
Zhang, Jurui	Listening to the Consumer: Exploring Review Topics on Airbnb and Their Impact on Listing Performance	Jornal: JOURNAL OF MARKETING THEORY AND PRACTICE	2019	Explorar novos aspectos nos comentários e examinar os efeitos dos tópicos no desempenho do anúncio da Airbnb, a partir de 2.799.420 comentários em 64.464 anúncios na plataforma em 10 cidades dos EUA usando o método de Alocação Latente de Dirichlet e identificar 16 tópicos principais. Em seguida, usou um modelo de regressão binomial negativo para mostrar que vários fatores podem afetar o desempenho de um anúncio na Airbnb.	4
Zhang, Jurui	What's yours is mine: exploring customer voice on Airbnb using text-mining approaches	Jornal: JOURNAL OF CONSUMER MARKETING	2019	Investigar as experiências dos clientes com a Airbnb por meio de mineração de texto dos comentários postados na plataforma e comparar os comentários online entre a Airbnb e a rede hoteleira tradicional usando modelagem de texto pelo método de Alocação Latente de Dirichlet, para examinar 1.026.988 comentários de hóspedes da Airbnb de 50.933 imóveis em sete cidades dos EUA. A análise de conteúdo mostrou que as avaliações negativas da Airbnb são mais autênticas que as positivas, e que a ocorrência de palavras sociais está positivamente relacionada à emoção positiva nas avaliações, mas negativamente relacionada à emoção negativa nas avaliações.	13

Autores	Título do Artigo	Tipo/Fonte Publicação	Ano	Objetivos e Resultados	Citações WOS
Situmorang, Kevin M.; Hidayanto, Achmad N.; Wicaksono, Alfian F.; Yuliawati, Arlisa	Analysis on Customer Satisfaction Dimensions in Peer-to-Peer Accommodation using <i>Latent Dirichlet Allocation</i> : A Case Study of Airbnb	5a Conferência Internacional de Engenharia Elétrica, Ciência da Computação e Informática (EECSI)	2018	Extraír os fatores mais comentados sobre acomodação ponto a ponto usando Alocação Latente de Dirichlet (LDA) e conduzir análise de sentimento usando o analisador semântico do Google Cloud NLP para analisar quais fatores mais afetam a satisfação do cliente, de forma geral e mais específica com base no gênero do consumidor e no objeto de destino turístico. O resultado mostrou que fatores relacionados ao benefício social e à qualidade do serviço têm impacto na satisfação do cliente. Também foram encontrados vários fatores que podem ser melhorados pelo proprietário da acomodação para melhorar a satisfação do consumidor em relação aos seus serviços.	1
Zhong, Qiuyan; Wang, Yangguang; Li, Yueyang	A New Recommendation Framework for Accommodations Sharing Based on User Preference	Simpósio de Ciências do Conhecimento e de Sistemas (KSS 2016)	2016	Propor uma estrutura específica considerando as informações de preferência do usuário por meio do método LDA e Naive Bayes. Esses dois métodos permitem transferir a preferência do usuário para a análise quantitativa. Ele gera a primeira lista de recomendações com base na caracterização quantizada da preferência do usuário. A segunda lista de recomendações pode ser produzida pelo Método Naive Bayes. Experimentos baseados no conjunto de dados real da Airbnb demonstram o potencial promissor deste estudo.	1

Fonte: Elaborada pela autora em pesquisa no *site Web of Science* (2021).

As citações e publicações dos artigos pesquisados são um total de 27, com média de 3,38 por item e índice H de 3 (WEB OF SCIENCE, 2021). Dois artigos (SITUMORANG; HIDAYANTO; WICAKSONO; YULIAWATI, 2018; ZHONG; WANG.; LI, 2016) foram apresentados em conferências ou simpósios sem publicação em revistas ou jornais acadêmicos. Embora ainda escassa, o Gráfico 1 mostra a evolução contínua da quantidade de artigos por ano com o número de citações de cada artigo, que pesquisam grande volume de comentários por meio de LDA.



Fonte: *Web of Science* (2021).

Nenhum dos artigos foi publicado em língua portuguesa ou em produções acadêmicas brasileiras, nem em revistas ou jornais relacionados às áreas de turismo, lazer ou hospitalidade. (Tabela 2)

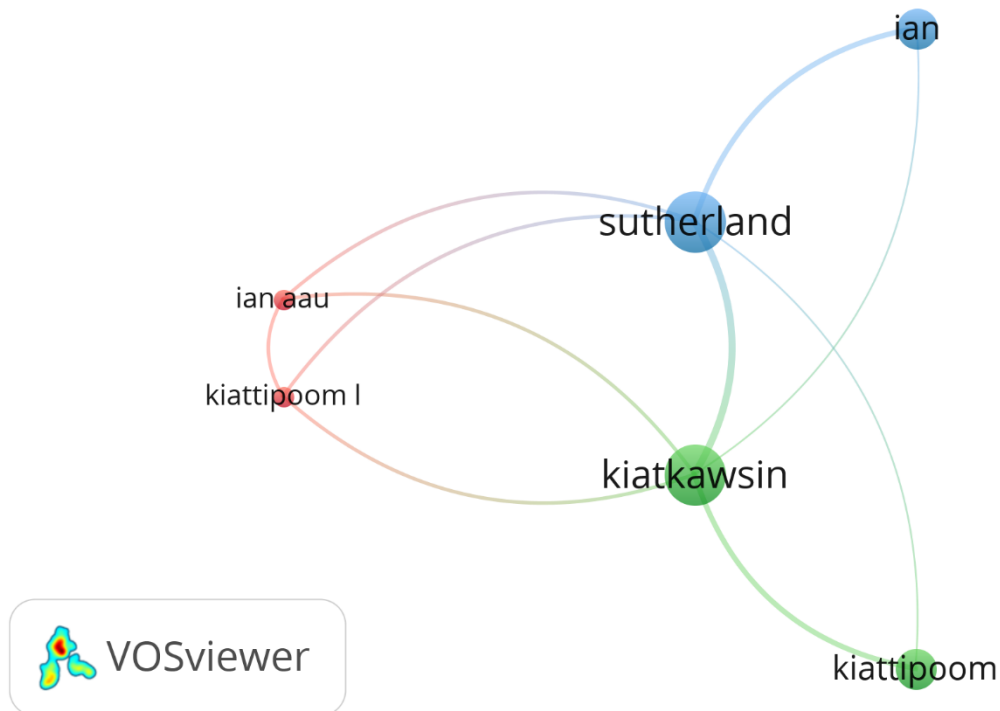
Tabela 2 – Áreas de pesquisa dos artigos

Áreas de pesquisa	Contagem do registro	% de 8
Business Economics	4	50.000
Computer Science	4	50.000
Subáreas de pesquisa		
Engineering	3	37.500
Environmental Sciences Ecology	2	25.000
Geography	2	25.000
Mathematics	2	25.000
Science Technology Other Topics	2	25.000
Behavioral Sciences	1	12.500
Psychology	1	12.500

Fonte: Elaborada pela autora com dados da *Web of Science* (2021).

Analisando os artigos pelo aplicativo *VOSviewer*, obtidos pelo *WOS*, o mapa da rede de coautoria mostra quatro pesquisadores com padrões de publicação com colaborações ligadas entre si em três *clusters* distintos e dez ligações (Figura 2).

Figura 2 – Mapa de correlação entre autores.



Fonte: Elaborada pela autora com o aplicativo VOSViewer (2021).

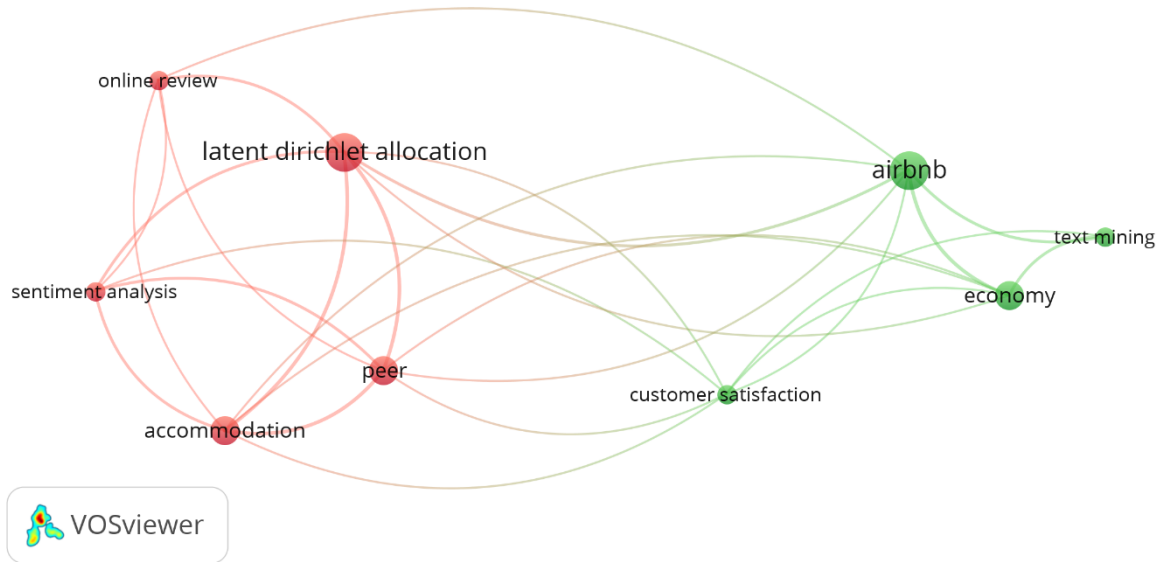
A Tabela 3 indica o número de ocorrências e o índice de relevância das palavras-chave dos artigos da Tabela 1, cujos termos estão indicados no mapa de ligações elaborado pelo VOSviewer onde se observa a ligação de pesquisas de satisfação do consumidor que se hospeda pela Airbnb, com o uso do método LDA para analisar os comentários *online* da plataforma (Figura 3).

Tabela 3 – Ocorrências e índice de relevância das palavras-chave dos artigos de referência

Palavras-chave	Ocorrências	Índice de Relevância
<i>accommodation</i>	3	0.4381
<i>airbnb</i>	4	1.0937
<i>customer satisfaction</i>	2	0.2743
<i>economy</i>	3	1.5217
<i>Latent Dirichlet Allocation</i>	4	0.4512
<i>online review</i>	2	0.7731
<i>peer</i>	3	0.4381
<i>sentiment analysis</i>	2	0.9798
<i>text mining</i>	2	3.03

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 3 – Mapa de ligações entre as palavras-chave dos artigos de referência



Fonte: Elaborado pela autora com o aplicativo VOSviewer.

2 Revisão da Literatura

2.1 Turismo

O turismo é uma atividade que contribui para o desenvolvimento social, econômico, político e cultural da sociedade, além de propiciar a interação e a integração de todos, em todos os níveis e sob todos os aspectos (MTUR, 2007). O conjunto desse cenário multifacetado e multidisciplinar certamente desperta grande interesse tanto para o mundo dos negócios e da economia quanto para o acadêmico (LEIPER, 1979).

O turismo pode ser fonte de renda para muitas comunidades localizadas em ambientes frágeis e com ecossistemas únicos (LEIPER, 2008; LEUNG; XUE; WEN, 2019), mas é preciso ter cuidado com o turismo de massa nos locais onde a natureza é preservada (MTUR, 2007). Na economia compartilhada, autóctones podem compartilhar um espaço ocioso, dividir suas casas, obter renda e proporcionar ao turista a oportunidade de conhecer lugares com responsabilidade e sem danos ao meio ambiente (LEUNG; XUE; WEN, 2019; QUATTRONE; PROSERPIO; QUERCIA; CAPRA; MUSOLESI, 2016).

Para Walker (2002), o turismo pode ter diferentes significados dependendo do interesse de cada indivíduo ou cada grupo. Como exemplo, a autor cita o caso de um hoteleiro que vê a questão pelo lado da ocupação dos quartos de hotéis; enquanto que um funcionário do governo enxerga o benefício econômico da questão, ou seja, quanto dinheiro entra para a cidade ou estado. E assim o turismo é definido nas diversas categorias que o identificam e interagem com os setores e organizações em que está inserido.

O estímulo a viagens que as redes sociais propagam é um item importante a ser considerado quando se trata do crescimento do setor do turismo, bem como os voos mais baratos, o aumento da renda disponível para consumo e férias e o número de pessoas com mais tempo e dinheiro e, não menos importante, a abertura de fronteiras (CAMILLERI, 2018).

Enfim, na era das redes sociais, do compartilhamento, da evolução dos meios de transporte, da globalização, o mundo vai quebrando suas fronteiras e transformando a sociedade, bem como modificando muitas de suas visões. Esse cenário leva a um maior interesse acadêmico pelo turismo, não só pelo seu lado econômico e

administrativo, mas também social, ou seja, de interação com o meio ambiente, a cultura e os indivíduos, e como estes se sentem motivados a adquirir serviços em plataformas de compartilhamento de hospedagem, por exemplo. E, dentro desse contexto, a satisfação com a escolha do produto está inserida como mola propulsora no âmbito da qualidade de serviços na hospitalidade em ambiente domiciliar do tipo *peer-to-peer* (P2P), ou seja, ponto a ponto ou pessoa a pessoa, a fim de atrair mais hóspedes (KIATKAWSIN; SUTHERLAND; KIM, 2020).

2.2 Economia Compartilhada

A palavra “compartilhar” existe desde os tempos mais remotos da humanidade (BELK, 2014), mas atualmente, por conta da era da Internet, podemos notar que “essa palavra (ou verbo) que estava adormecida nos dicionários, passou a fazer parte do vocabulário comum das pessoas” (RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021, p. 254). O termo leva a uma ideia de “presentes, favores e outras formas não monetárias de transações. No entanto, muitas plataformas *online* ponto a ponto criam um mercado de aluguel de curto prazo com uma clara definição de preço” (LAMPINEN; CHESHIRE, 2016, p. 1669, tradução nossa), como por exemplo a Airbnb.

“A economia compartilhada permitiu que as pessoas fizessem negócios de maneiras diferentes. Equipou os proprietários para monetizar ativos subutilizados pela Internet por meio de compartilhamento baseado em taxas” (JOSEPH; VARGHESE, 2019, p. 147, tradução nossa), o que tem popularizado serviços alternativos em plataformas colaborativas e de compartilhamento, como CouchSurfing, HomeExchange, e HouseTrip e HomeAway (JU *et al.*, 2019; RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021).

Segundo Stephany (2015, p. 9, tradução nossa) “A economia compartilhada é o valor obtido ao tomar ativos subutilizados, tornando-os acessíveis *online* para uma comunidade, e levando à redução da necessidade de propriedade desses ativos”. Nesse contexto, as plataformas de acomodação, conhecidas também pelos termos ponto a ponto, pessoa a pessoa, *peer-to-peer* ou P2P, dependem da tecnologia para viabilizar esse processo (REINHOLD; DOLNICAR, 2017a).

No entanto, muito se discute se plataformas do tipo Airbnb fazem parte da economia compartilhada por conta do modelo de negócio possuir variação entre pares, pois se uma pessoa compra um imóvel e o anuncia na plataforma com a

intenção exclusiva de fazer dinheiro, essa situação não poderia ser considerada economia compartilhada, segundo Reinhold e Dolnicar (2017b) e isso pode acontecer. Ikkala e Lampinen (2015) concluíram que não existem apenas motivos de ordem financeira, mas também de ordem social, como sendo fatores importantes de hospitalidade nesse tipo de estrutura de negócio.

As mídias sociais são sistemas que visam solucionar o problema da abrangência de divulgação, por meio da interação social difundida pelo compartilhamento de informações de todos os tipos, que podem ser publicadas e disponibilizadas em grande escala, tendo o fator custo como um aliado (LAMPINEN; CHESHIRE, 2016). Nesse sistema podem ser compartilhados documentos, mensagens, imagens, vídeos, áudios, contatos e localizações. A economia compartilhada necessita dessas mídias para ser plenamente viabilizada. (BENEA, 2014)

Por sua vez, o uso da tecnologia aliado à modernização e ampliação dos meios de transporte e de locomoção tem possibilitado o acesso mais fácil das pessoas ao turismo e dos turistas às diversas atrações, cada vez mais descobertas, revitalizadas e espalhadas mundo afora, e tudo isso ainda pode ser compartilhado simultaneamente em tempo real e a um baixo custo (MOTA; WADA; FRAGA, 2013).

2.2.1 Airbnb

Desde sua criação em 2007 (AIRBNB, 2021a), a Airbnb tem transformado o setor do turismo de maneira inovadora, principalmente no que se refere à hospitalidade e sistemas de acomodação (GUTTENTAG; SMITH; POTWARKA; HAVITZ, 2017). Considera-se que o inventário da plataforma é maior do que as três maiores redes de hotéis do mundo, como a IHG, Marriott e Hilton, que juntas têm 2,58 milhões de listagens (DOGRU; MODY; SUESS, 2019). A Airbnb já ultrapassou a marca de 5,6 milhões de listagens, com mais de 4 milhões de anfitriões cadastrados, espalhados em mais de 100 mil cidades nos 220 países do mundo (AIRBNB, 2021a) e continua com expectativa de crescimento.

A ideia inicial da Airbnb foi aproveitar espaços ociosos dentro da própria casa ou alguma residência desocupada e oferece-la aos viajantes por curto período de tempo. (ZERVAS; PROSERPIO; BYERS, 2015). Segundo Pearce e Caltabiano (1983), os espaços compartilhados dentro das próprias residências, bem como as residências secundárias, podem integrar a oferta turística de uma determinada localidade. Foi

nessa linha de pensamento que os criadores da plataforma observaram a demanda e a lacuna na oferta turística e, assim, a Airbnb vem se tornando um novo fenômeno no mercado imobiliário com impacto positivo na economia sustentável e nos alugueis de temporada (LEUNG; XUE; WEN, 2019).

O sistema de avaliações da plataforma, tanto do hóspede para o anfitrião como vice-versa, é aberto e todos têm acesso às respectivas reputações. Por meio delas são convencidos, ou não, de que é um bom negócio dormir na casa de um estranho, “sentindo-se em casa” (KARLSSON; DOLNICAR, 2016; RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021), o que facilita a escolha do local pelo teor das avaliações nos comentários, além das fotografias do anúncio.

Como setor de economia compartilhada, em que a negociação é feita de “pessoa pra pessoa” (ZHU; SO; HUDSON, 2017), o hóspede deve ter sua primeira comunicação com o anfitrião, no primeiro momento mediada pelo site, pois somente após a concretização da reserva é que os dados telefônicos e pessoais são disponibilizados para contato direto (BRIDGES; VÁSQUEZ, 2018). Assim, pode-se dizer que a hospitalidade se inicia virtualmente (WEBER; MURPHY; SCHEGG; MURPHY, 2005), numa troca de mensagens, podendo eventualmente conter em seu teor a promessa de boas-vindas dada pelo anfitrião caso o hóspede aceite a oferta ou concretize a reserva (MOON; WEI; MIAO, 2019).

Camargo (2004, p. 42) afirma que “um indivíduo hospitaleiro, que gosta de receber pessoas, pode ser um péssimo anfitrião, enquanto um indivíduo não hospitaleiro pode ter e saber comandar o ritual da hospitalidade”. Então, é de interesse do anfitrião seguir um protocolo de hospitalidade, inicialmente com regras estabelecidas pela plataforma, para elevar a qualidade das avaliações e, conseqüentemente, o interesse de novos hóspedes (PANDA; VERMA; MEHTA, 2015; RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021). Por exemplo, “o indivíduo hospitaleiro pode ser muito simpático, cordial e prestativo, no sentido de calor humano, mas se não seguir regras do anfitrião não terá alcançado a almejada hospitalidade que a plataforma avalia”, o que inclui os itens indicados como limpeza, precisão do anúncio, *check-in/checkout*, comunicação entre as partes, localização, custo-benefício e condições das instalações de um modo geral (LEHR, 2015; RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021, p. 256).

Por outro lado, a Airbnb tem sido considerada um provedor de acomodações que não cumpre regras convencionais do tipo tributáveis. Isso barateia custos e tem tirado clientes em potencial da rede hoteleira em geral, pela flexibilidade e facilidade na

reserva, uma vez que consegue oferecer maior vantagem competitiva (DOGRU; MODY; SUESS, 2019).

Varma *et al.* (2016) argumentam que as ideias inovadoras da Airbnb têm o potencial de mudar a maneira como o setor de hospedagem e hotelaria opera e isso pode ser confirmado pelo sucesso da plataforma. Entre outras vantagens do modelo de negócio, a Airbnb tem a capacidade de espalhar o turismo para bairros periféricos e, conseqüentemente, gerar renda adicional para residentes que eventualmente podem necessitar (LEUNG; XUE; WEN, 2019; RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021).

Nesse sentido, Guttentag *et al.* (2017) afirmam que a Airbnb permite que os turistas viajem para fora do roteiro turístico tradicional, tenham uma nova opção fora da rede hoteleira e experimentem a interação com pessoas da localidade visitada, além de oferecer a possibilidade de renda para os residentes receptores.

Por outro lado, Gutierrez *et al.* (2017) demonstraram que a relação entre os locais de acomodação e a população residente tem adicionado novas áreas residenciais ao longo dos eixos turísticos das cidades, o que tem provocado problemas entre os alojamentos da Airbnb e a parte da população residente no mesmo local. A pesquisa nessa área é abrangente, pois vem de muitas disciplinas, incluindo direito, economia e até política (QUATTRONE *et al.*, 2016).

Numa plataforma emergente, tudo deve ser avaliado. Ert, Fleischer e Magen (2016) sugerem que as fotos dos anfitriões têm impacto significativo na tomada de decisão dos hóspedes, especificamente no que tange a confiabilidade do anfitrião. Em seu estudo, descobriram quanto mais confiável o anfitrião for percebido em sua foto, maior o preço da listagem e a probabilidade de sua escolha por um hóspede, tendo inclusive mais importância que a pontuação das avaliações. Concluíram ainda que, os hóspedes da Airbnb usam não apenas as informações do local, mas também as informações do anfitrião para tomada de decisão.

Para Fodness (1994), quando se trata de decisão de viagens, a motivação, além de ser a força motora por trás de todo tipo de comportamento, é somente uma das muitas variáveis possíveis que podem contribuir para explicar o comportamento de um turista. Num movimento circular, são as necessidades internas que podem levar a ações que aliviam a tensão e que satisfazem essas necessidades. Nesse sentido, o autor considera que os produtos relacionados ao turismo podem ser produzidos e vendidos como solução para as necessidades do consumidor nesse setor.

O turista, ao optar por pela economia compartilhada quando da escolha do meio de hospedagem que utilizará em sua viagem, determina uma expectativa subjetiva (SO; OH; MIN, 2018), que pode ser analisada diante da intenção em adquirir o produto, cuja temática será apresentada no próximo subcapítulo.

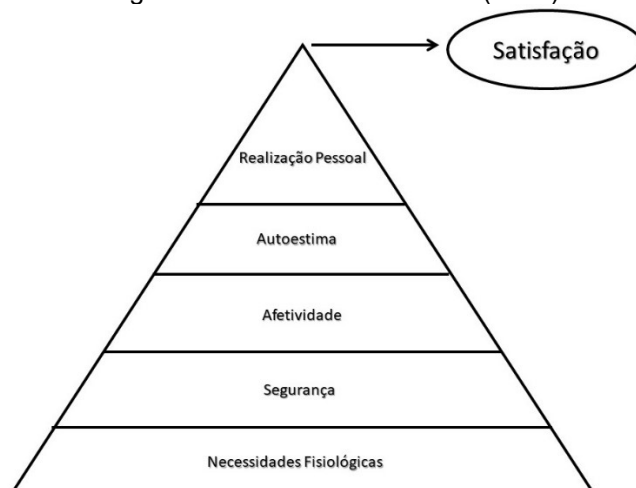
O construto qualidade de serviço percebida pelos hóspedes, e verificada a partir das variáveis satisfação e motivação, define a hospitalidade denominada, nesse sentido, “domiciliar”, que é oferecida por anfitriões de plataformas de compartilhamento de hospedagem, como a Airbnb.

2.3 Motivação em Turismo

A motivação é uma força intrínseca do comportamento humano que desperta necessidades, desejos e vontades de executar uma determinada atividade (DANN, 1981; YOON; UYSAL, 2005). Existem motivações internas e externas. Quando interna está associada ao lado psicológico do indivíduo, ou seja, pelos impulsos, instintos e sentimentos e, quando externa, relaciona-se à realidade, ou seja, às experiências anteriores (DANN, 1981; PESTANA; PARREIRA; MOUTINHO, 2020; YOON; UYSAL, 2005).

Na teoria da motivação humana, Maslow (1943, 1954) definiu que as necessidades humanas têm uma hierarquia na medida em que são satisfeitas, entre elas e na ordem: as necessidades fisiológicas na base da pirâmide e, em seguida, as de segurança, de afetividade, de autoestima e de realização pessoal sendo que, quando as necessidades são atingidas, o indivíduo alcança a satisfação (Figura 4). O autor ressalva, no entanto, que nem todos os comportamentos são determinados por essas necessidades.

Figura 4 – Pirâmide de Maslow (1943)



Fonte: Elaborada pela autora com base em Maslow (1943)

A hierarquia das necessidades de Maslow (1943) já foi usada por outros autores para compreender a motivação das experiências de turistas (FODNESS, 1994). Um desses estudos foi feito por Pearce e Caltabiano (1983, p. 16, tradução nossa), no qual compararam experiências positivas e negativas que poderiam tanto atrair quanto afastar turistas de um determinado local, cujos resultados indicaram que essas experiências não seriam “o inverso umas das outras, mas destacavam diferentes estruturas de necessidades”. Argumentaram ainda que, “a literatura motivacional turística poderia ser bem servida por este tipo de esquema de codificação motivacional indireto” e que essa hierarquia poderia se modificar com o tempo e a experiência de vida do consumidor (Ibid, p. 16, tradução nossa).

Existe uma hierarquia para essas motivações, juntamente com a evidência de que turistas mais experientes têm a expectativa de atingir o patamar mais alto da pirâmide (PEARCE; CALTABIANO, 1983). As necessidades são satisfeitas de maneira única e pessoal de cada indivíduo (SOLOMON, 2002). O reconhecimento dessa necessidade pode levar à busca do destino turístico, mas não necessariamente pode findar na motivação do processo de tomada da decisão (BLACKWEL; MINIARD; ENGEL, 2008).

Para entender o significado de motivação no mercado turístico de maneira básica, é preciso compreender o processo de decisão do consumo, que envolve gostos e preferências, ou seja, definir o “porquê” (LOHMANN; PANOSSO NETTO, 2012; YOON; UYSAL, 2005). Da mesma forma, para a psicologia, segundo Acerenza (2012), o turismo é o resultado de motivações individuais, de modo a possibilitar o

entendimento das motivações e decisões sobre as quais uma pessoa viaja. Sob o mesmo enfoque da psicologia, Sternberg (1996, p.178, tradução nossa) explica que, sem motivação, por exemplo, seria impossível o desenvolvimento de qualquer tipo de conhecimento, uma vez que a motivação funciona como uma mola propulsora, posto que “não é uma característica abstrata, mas um atributo adquirido que pode contribuir para o desenvolvimento de conhecimentos em uma área”. (grifo nosso)

Dann (1977) propôs um modelo onde dois fatores importantes interferem no processo de motivação: o fator *push* (empurrar) e o fator *pull* (puxar). O autor formulou uma teoria que cita como fator *pull*, quando o turista é atraído por determinado interesse em viajar, como por exemplo ir para lugares ensolarados, que tenha mar ou para se hospedar num tipo específico de local. Em contrapartida, o fator *push*, refere-se ao que predispõe o turista a viajar, como por exemplo, a fuga da rotina, a saudade, a vontade de descansar, o prazer de conhecer, etc.

É importante notar que, segundo essa teoria, a decisão é também uma consequência do planejamento da viagem, portanto, em geral, os fatores *push*, que dizem respeito ao conteúdo emocional, antecedem de forma temporal aos fatores *pull*, que estão relacionados ao atrativo do local e podem conferir reconhecimento ou *status* (DANN, 1977).

Iso-Ahola (1982) concorda com Dann (1977) no sentido de que a motivação é um processo inconsciente, e recomenda que seja estudada de forma separada da satisfação. No entanto, essa justificativa difere da que os psicólogos geralmente concordam: que a motivação é um fator interno diretamente relacionado ao comportamento pessoal, pois este fator desempenha um papel central na consciência e é válvula propulsora da satisfação.

Em sua teoria, o Iso-Ahola (1982) explica as motivações teorizadas por Dann (1977), propondo um modelo onde há duas forças motivacionais às quais o autor denomina como elementos de busca e fuga. Essas forças se referem às recompensas intrínsecas que o turista procura nos locais que pretende visitar e o escape da rotina, quando deseja esquecer os problemas do dia-a-dia ou estresse pessoal. Ambas estão interligadas e podem ser combinadas de diferentes modos, dependendo das circunstâncias de cada momento.

Lohmann e Panosso Netto (2012, p. 252) entendem que esse modelo “ênfatiza o caráter dialético da motivação para o turismo”, uma vez que não categoriza de maneira separada as “razões dos benefícios”, pois em se tratando de comportamento do

turista, razões podem ser benefícios e vice-versa, na medida em que a vontade de se descobrir um lugar diferente (razão da viagem) transforma-se em benefício (cultura, conhecimento) e a fuga da rotina (benefício da viagem) pode ser a razão (necessidade de escape).

Segundo Lohmann e Panosso Netto (2012), existem fatores como preço, medo de determinados tipos de transporte, preferências culturais ou política, que podem influenciar os motivos pelos quais uma pessoa viaja. Esses fatores podem ser bem genéricos, ou evidenciar um aspecto específico quando, por exemplo, a pessoa precisa tirar férias num determinado período ou momento até mesmo por razões alheias à sua vontade. De qualquer forma, a motivação nem sempre vai interferir no processo de escolha do consumidor, pois o indivíduo pode ter a intenção de viajar, mas alguns fatores como dinheiro, tempo e outras capacidades diversas podem influenciar seu comportamento e decisão (AJZEN, 1991; SANTOS; KADOTA, 2012).

Quanto ao uso da economia compartilhada em viagem, ao contrário do que se poderia imaginar, Lampinen e Cheshire (2016) provaram em seu estudo que, o fator monetário, relacionado à motivação extrínseca, não estaria necessariamente em primeiro lugar quando se trata de sistema de hospedagem, podendo o fator motivacional ser intrínseco, extrínseco ou uma mistura de ambos.

Quanto às motivações intrínsecas, os autores explicam que estas são “a maneira mais direta de compensação para atender a satisfação ou necessidades imediatas” (Ibid, p.1675, tradução nossa). Esclarecem ainda que, as motivações extrínsecas estão ligadas a uma compensação indireta como o fator financeiro, e as motivações intrínsecas são satisfeitas pelo sentimento de realização e interação social. E, por causa dessa interação e do uso de plataformas *online*, denominaram esse sistema de hospedagem como “hospitalidade de rede”.

2.3.1 Motivação na Economia Compartilhada

A vontade de ter experiências únicas e autênticas na economia compartilhada foi estudada por Guttentag *et al.* (2017) que pesquisaram 17 fatores motivadores para uma estadia pela Airbnb associados à motivação: Custo comparativamente baixo, localização conveniente, interação positiva com o anfitrião e autóctones, dicas e informações dadas pelo anfitrião, espaço amplo, acesso a amenidades, sentir-se em casa, experiência emocionante, fazer algo diferente ou novo, ter vontade de contar

sobre a experiência a outras pessoas, desconfirmação da imprevisibilidade, ter uma experiência única, querer gastar dinheiro em casa de autóctones, gostar do ambiente amigável que a Airbnb proporciona, preferência pela filosofia da Airbnb, almejar uma experiência autêntica e se hospedar numa vizinhança considerada não-turística.

O impacto da motivação baseada na satisfação tem relevância nos estudos da economia compartilhada (PESTANA; PARREIRA; MOUTINHO, 2020). Embora os construtos da motivação relacionados ao turismo estejam sendo aplicados, ainda há desafios a serem estudados para se investigar a motivação e a atitude do consumidor. A medição da relação da atitude com a motivação tem sido pouco debatida, em geral por falta de conceituação e a abordagem atitudinal costuma se referir ao tema lealdade (YOON; UYSAL, 2005). Similarmente, a revisão da literatura também sugere a compreensão dos construtos de motivação com a atitude simultaneamente, conforme proposição:

Proposição 1 (P1): Motivação influencia a Atitude do Turista.

2.4 Hospitalidade e Airbnb

Faz-se mister entender o que é hospitalidade, e seu contexto dentro da economia compartilhada, bem como a motivação e a satisfação podem levar o turista a uma escolha (SWARBROOKE; HORNER, 2002). Lampinen e Cheshire (2016, p. 1671, tradução nossa) identificaram o termo ‘hospitalidade em rede’ para designar quando os consumidores se conectam por plataforma *online* para acomodação e que as avaliações que formam a reputação dos usuários como uma forma de “produção de intercâmbio social”. Ikkala e Lampinen (2015) sugerem que a interação presentes na hospitalidade da Airbnb pode aumentar as experiências sociáveis e reduzir o senso de obrigação dos anfitriões, sendo que pode aparecer em situações onde não haja remuneração da hospedagem. Isso corrobora com o estudo de Bridges e Vásquez (2016, p.14, tradução nossa), o qual sugere que, para os consumidores que escolhem a Airbnb como meio de hospedagem, “a qualidade percebida pelo contato com os anfitriões acaba tendo um papel importante na avaliação de sua experiência geral”.

A hospitalidade é uma forma privilegiada de encontro interpessoal e de acolhimento ao próximo com ética, segundo a definição de Baptista (2002). A ideia da hospitalidade vem acompanhando e se desenvolvendo de acordo com a civilização e as normas culturais.

A hospitalidade, de acordo com Lashley (2015), deve ser estudada em todos os domínios: privado, cultural e comercial, pois faz parte do relacionamento primordial e essencial na vida de todo ser humano. Nesse sentido, a hospitalidade traz não somente uma ideia de abrigo e acolhimento, mas abrange a questão comercial, uma vez que se espera a retribuição financeira por parte da pessoa que usufrui da hospitalidade (RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021).

A hospitalidade também se adapta ao contexto em que está inserida. A plataforma Airbnb disponibiliza regras genéricas, a partir de critérios identificados como comuns a todos os usuários, além de regras adicionais específicas de cada anfitrião, as quais refletem suas expectativas com relação aos hóspedes (MOON; WEI; MIAO, 2019). Essas regras precisam ser escritas pelos anfitriões e concordadas pelos hóspedes na ocasião do pedido de reserva (AIRBNB, 2019).

Regras são uma determinação do mundo real, uma vez que não há uma lei expressa ou delimitada por uma legislação específica, mas há uma “lei” tácita da hospitalidade. São atitudes que pressupõem uma dinâmica de fenômenos associados à solidariedade humana e correlacionados entre si (CAMARGO, 2004; RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021).

Como consequência, a definição das regras gera determinados comportamentos e atitudes, o que pode contrapor um certo tipo de informalidade (RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021). O marketing turístico da Airbnb vende a hospitalidade usando o slogan “sentir-se em casa”, no sentido de ato social, culturalmente construído (CRUZ, 2002), o que corrobora com a ideia da economia compartilhada, onde um anfitrião pode ceder uma casa inteira ou apenas um cômodo da própria casa. No entanto, o intuito é deixar apenas que seu hóspede possa se sentir o mais à vontade possível, não necessariamente como em sua própria casa, ou do contrário não faria sentido a “fuga do cotidiano”, muitas vezes almejada pelo hóspede (RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021).

A hospitalidade em ambientes compartilhados, pode expor hóspedes e anfitriões a experiências vulneráveis ou desagradáveis na medida em que, ao deixar que o próprio lar seja ocupado por um desconhecido, poderia acarretar risco à segurança ou um gerar um incômodo na espontaneidade da estadia (BAPTISTA, 2002). Essa experiência tende a expor anfitrião e hóspede, especialmente quando a experiência acontece dentro da própria residência compartilhada (RICCI-CAGNACCI; ROSSI, 2021).

O desafio enfrentado pela hospitalidade intermediada por plataformas de compartilhamento é o de aproveitar os avanços da tecnologia, com rapidez, eficiência e transparência, a fim de que seja oferecido o serviço almejado pelo cliente em consonância com o que pretende pagar (LOCKWOOD; JONES, 2004).

Enfim, o estudo da hospitalidade se apresenta de várias formas: num contexto normativo se mostra como o mundo ideal; no campo positivista, como o mundo real; no contexto formal se apresenta pela administração de serviços como acomodação, alimentação, entretenimento/diversão e proteção; e quanto à sua verdadeira essência se revela nas diferentes formas de manifestações interpessoais (MARQUES, 2018).

2.5 Atitude

Secord e Beckman (1969) definiram que atitude é a regularidade de determinado pensamento, sentimento e predisposição de um indivíduo, que pode ser observada quando ele interage com seu ambiente. Segundo Ajzen e Fishbein (1977), as atitudes são sustentadas pelo próprio indivíduo, dentro de seu mundo e pode também representar sua avaliação. Arnold, Cooper e Robertson (1995) também consideram a atitude como uma tendência do indivíduo em seu modo de sentir, pensar ou se comportar com relação a algo, seja de forma positiva ou negativa.

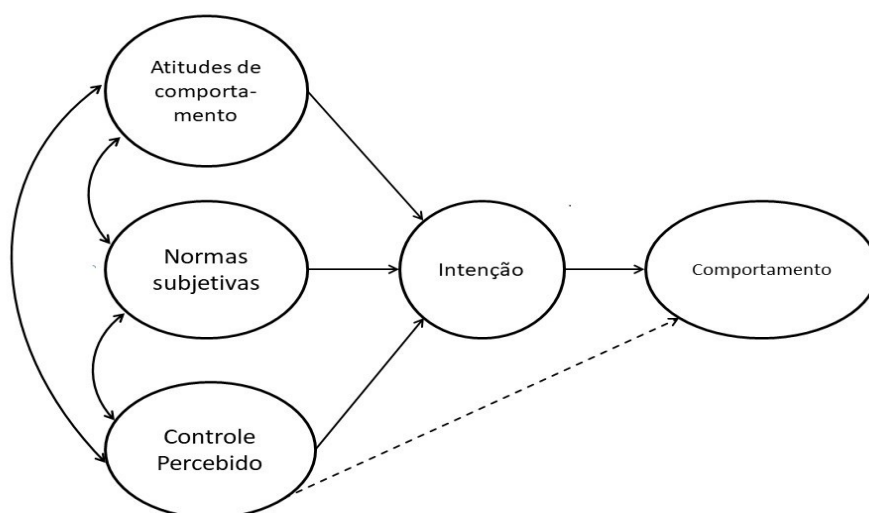
A atitude no comportamento planejado é a intenção de agir com determinado tipo de comportamento, e a intenção poderá captar fatores motivacionais que influenciam o comportamento indicando o esforço da pessoa em exercer o comportamento, ou seja, quanto maior a intenção, melhor o desempenho (AJZEN, 1991).

Embora estejam ligadas, costuma-se confundir atitude com satisfação. Nesse sentido, Oliver (1981) explica que a atitude é a percepção que liga o consumidor ao produto ou fornecedor, enquanto a satisfação é a reação emocional após a experiência do consumo.

A Teoria do Comportamento Planejado (TCP) de Ajzen (1991), representada pela Figura 5, ajuda na compreensão de modelos de atitude em contextos específicos, na medida em que analisa três diferentes tipos de comportamento: a atitude perante o comportamento, as normas subjetivas e o controle comportamental percebido. Essas três dimensões irão formar a intenção a ser considerada diante de um comportamento real que, no nosso caso, é o comportamento do turista para a escolha da sua hospedagem precedida pela motivação, representada na Figura 5 pela intenção. A

intenção, segundo Ajzen (1991), reflete os fatores motivacionais que influenciam a vontade de praticar determinado comportamento ou o esforço do consumidor em adquirir algo. Quanto maior for essa intenção, maior será o esforço para a realização do comportamento que estiver sob seu controle.

Figura 5 – Teoria do Comportamento Planejado



Fonte: Ajzen, 1991 (diagramado e traduzido pela autora).

Segundo a TCP de Ajzen (1991), o controle comportamental percebido é a percepção do comportamento real, evidente, em que o indivíduo supõe ou tem recursos que agem diretamente sobre seu comportamento que, por sua vez, estão sob o controle de fatores que podem impedir ou ajudar na tomada de decisão, seja por causa de vivências do passado ou por obstáculos imagináveis.

A Figura 5 apresenta três determinantes da intenção: a atitude perante o comportamento, que diz respeito à avaliação que a própria pessoa faz; a norma subjetiva, que é a pressão social exercida sobre o comportamento; e o controle do comportamento percebido, que leva em consideração as experiências passadas. Quanto mais favorável a atitude e a pressão social e maior o controle do comportamento, mais forte será a intenção de realizar o que se pretende (AJZEN, 1991; AJZEN; DRIVER, 1992).

Por exemplo, ao escolher um destino turístico, uma pessoa pode optar por hospedar-se em uma residência domiciliar ao invés de um quarto numa rede hoteleira, pois isso lhe trará benefícios financeiros, de localização ou espaço (GUTTENTAG *et al.*, 2017). Porém, ao imaginar-se hospedando dessa forma, poderá temer por sua segurança, uma vez que a hospedagem em ambiente domiciliar poderá não garantir

esse quesito da mesma forma que um hotel. Desta forma, terá sentimentos satisfatórios e desfavoráveis diante de uma mesma escolha, uma vez que as atitudes com relação ao comportamento podem ser favoráveis ou desfavoráveis e são influenciadas pelas crenças comportamentais de uma atitude específica e não genérica.

As normas subjetivas referem-se às pressões sociais advindas de familiares, amigos, e no caso, dos comentários de hóspedes anteriores, recomendações ou perfil do anfitrião, sendo que, por essa percepção, a pessoa seja motivada a realizar ou não determinada atitude (AJZEN, 1991). Pela teoria do autor, quanto mais favorável a atitude e a pressão social e quanto maior for o controle percebido, maior será a intenção do indivíduo em realizar o comportamento. As três áreas juntas (atitude, normas subjetivas e controle percebido) formam as intenções comportamentais.

Desta forma, a TCP de Ajzen (1991) é frequentemente utilizada no estudo das atitudes dos turistas (BAKER; CROMPTON, 2000), uma vez que analisa a ação pela razão em que o indivíduo tem a intenção de causar o desenvolvimento de determinado tipo de comportamento, ou seja, presume-se que a intenção de um consumidor pretende englobar os fatores motivacionais que influenciam seu comportamento e ainda podem indicar o tamanho do esforço empenhado nessa tentativa.

A influência de outras pessoas, seja esta intencional ou não, pode determinar o comportamento dos consumidores (PODNAR; JAVERNIK, 2012). É preciso entender quais os papéis que as avaliações de outras pessoas desempenham a fim de compreender a influência interpessoal que, segundo Burnkrant e Cousineau (1975), é composta pelas dimensões normativa e informacional.

A influência normativa é aquela que está em conformidade com as expectativas da outra pessoa, ou seja, a avaliação da satisfação de um consumidor num comentário deve ser percebida como mediadora de algum benefício ou insatisfação vivida. A influência informacional é quando o consumidor apenas obtém o conhecimento e o aceita como o que de fato aconteceu. (BURNKRANT; COUSINEAU, 1975)

Deutsch e Gerard (1955) esclarecem que a influência normativa está ligada às expectativas positivas e a informacional é uma influência que aceita a informação como uma simples evidência sobre a realidade. Afirmam ainda que, um tipo de influência não exclui a outra, na medida em que se pode concordar com o que alguém comenta sobre algo que não esteja de acordo com sua expectativa. Por outro lado, pode acreditar naquela opinião, mas não necessariamente estar motivado a

concordar, apenas confia. Conclui-se, portanto, que a TCP explica o comportamento do consumidor por meio de suas intenções, tendo como variáveis o comportamento, as normas subjetivas e o controle percebido.

Os capítulos subsequentes visam analisar os fatores da qualidade de serviço que afetam a satisfação e a motivação do turista. Parasuraman, Zeithaml e Berry (1985) esclarecem que a diferença entre qualidade de serviço e satisfação é que a qualidade é percebida como uma atitude geral com relação à excelência do serviço experimentado, enquanto a satisfação está mais especificamente relacionada à experiência. Assim, testaremos a seguinte proposição:

Proposição 2 (P2): Atitude do hóspede modera a influência da qualidade de serviços percebida na Hospitalidade.

2.6 Serviços

A definição de "serviço" ainda não apresenta um consenso unificado, pois é um tema muito abrangente, sendo que a maioria dos autores definem o termo em torno de seu critério de intangibilidade ou na comparação a produto (BLOIS, 1974; GRÖNROOS, 1978, 2006). Baron, Warnaby e Hunter-Jones (2013) lembram que é inevitável ignorar a quantidade de citações obtidas pelo Google Acadêmico, que ultrapassam dos quatro milhões. Uma das definições comumente aceita no mercado é a proposta pela Associação Americana de Marketing (AMA – *American Marketing Association*) de que serviço pode ser considerado um produto intangível, consumido instantaneamente, que não pode ser transportado ou armazenado. Mas a AMA também considera que possa existir uma forma híbrida de serviços, que seja em parte tangível e intangível, tais como os serviços de viagens e turismo, de entretenimento e de assistência médica, entre outros (AMA, 2020).

Por outro lado, Blois (1974), alterou essa definição concluindo o termo "serviço" como uma atividade que não se transforma fisicamente e que, ao ser vendida ou oferecida, vai produzir algum benefício ao consumidor (VARGO; LUSCH, 2008), podendo gerar satisfação. Serviço envolve processos de atividades entre o consumidor e o prestador do serviço, que pode ser pessoas, sistemas ou infraestruturas que o representem (GRÖNROOS, 2006), cujas etapas de entrega e recebimento são denominadas "operação" (FISK; BROWN; BITNER, 1993), e o consumidor, ao usufruir do direito de usar o serviço adquirido, obtém certificados,

bilhetes, vouchers, passagens, como valores simbólicos da aquisição (GRÖNROOS, 1978), podendo ainda envolver terceiros (GRÖNROOS, 2006).

Para Vargo e Lusch (2008), serviço é uma mistura de habilidades e conhecimentos especializados que podem ser aplicados para troca. Grönroos (1978) ressalta que o consumidor não consegue experimentar antes de adquirir um serviço, ou seja, um serviço não tem cheiro, nem toque, nem aparência e tampouco pode ser separado de seu fornecedor, uma vez que é consumido no momento em que é produzido. Sob o ponto de vista do consumidor, o serviço é um processo em aberto, onde tudo pode ser executado, enquanto que para o fornecedor, o que está em aberto é o próprio consumo, pois não sabe como o consumidor irá usufruí-lo (GRÖNROOS, 2006).

Para Ghobadian, Speller e Jones (1994), os serviços se caracterizam por quatro dimensões: A inseparabilidade da produção e consumo, pois geralmente o serviço acontece ao mesmo tempo de sua consumação. A intangibilidade que está baseada na dificuldade de se descrever determinados aspectos que são constituídos pelos cinco sentidos (olfato, audição, visão, paladar e tato) e, por isso, o indivíduo acaba procurando recomendações e experiências de outros consumidores. A perecibilidade diz respeito ao fato de um serviço não poder ser armazenado, uma vez que se esgota com o consumo. E, finalmente, a heterogeneidade pelo fato de não poder ser reproduzido fielmente todas as vezes que é consumido, mesmo que seja pela mesma pessoa, pois sempre vai acontecer algum fator que interfere ou influencia a percepção do consumidor.

Em se tratando de serviço, duas variáveis são amplamente estudadas: a confiabilidade (BERRY; PARASURAMAN, 1991; BARON; WARNABY; HUNTER-JONES, 2013) e a lealdade (BITNER; BOOMS; TETREAUULT, 1990; CARUANA, 2002; GREMLER; BROWN, 1996).

Para Berry e Parasuraman (1991), a falha na confiabilidade do serviço pode afastar o consumidor, além de prejudicar a reputação da qualidade de serviço que poderia ter sido oferecida. Os autores concordam que, sob o ponto de vista de quem fornece o serviço, a confiança é o cerne da excelência, pois a reputação do fornecedor está relacionada com o entrega do serviço, observado os devidos cuidados e comprometimento. Sob o ponto de vista do cliente, o desempenho impecável é o que garante a recebimento e a percepção do serviço. Nesse sentido a confiança é primordial, uma vez que é o consumidor requer a totalidade na acurácia da capacidade

de quem fornece o serviço, exemplificando que pilotos, cirurgiões ou instituições bancárias não podem ser “geralmente” capazes e, sim, devem ser totalmente habilitados, caso contrário a entrega percebida é nula, e isso se reflete em todo tipo de serviço.

Esclarecem Berry e Parasuraman (1991) que a cultura do "zero defeito" é tão crítica na área de serviços quanto na área da indústria, embora seja muito mais complicada de ser medida na área de serviços. Na indústria, por exemplo, o produto sem defeito pode ser entregue mesmo se a confiabilidade daquela indústria não for total, o que não acontece na área de serviços, pois o consumidor recebe instantaneamente o serviço, o que requer do fornecedor de serviço muito mais disciplina do que daquele que entrega um produto manufaturado.

A intangibilidade dos serviços é outra questão que deve ser considerada dada à subjetividade na avaliação. Quando se trata de produtos manufaturados, os critérios de mensuração da acurácia são objetivos e precisos. O termo “defeito” tem um significado muito mais abrangente no setor de serviços do que no setor industrial, pois qualquer frustração afeta muito mais o setor de serviços do que o setor industrial. (BERRY; PARASURAMAN, 1991)

Em serviço, os conceitos dos construtos de lealdade indicam que estão ligados ao comportamento do consumidor (CARUANA, 2002). Esse comportamento será favorável ou desfavorável dependendo da fase em que se encontra o relacionamento entre consumidor e fornecedor e recomendam que fatores não humanos como equipamentos, atmosfera do local e outras amenidades possam influir na satisfação do serviço. (BITNER; BOOMS; TETREAUULT, 1990).

Gremler e Brown (1996) definiram lealdade como comportamento de compra repetitivo, demonstra uma disposição positiva em adquirir o serviço daquele mesmo fornecedor toda vez que sentir necessidade, e que a satisfação nem sempre é um fator que antecede a lealdade. Os autores defendem três dimensões da lealdade: comportamental, que pode ser interpretada como uma atitude de compra repetitiva ao longo do tempo; atitudinal que está relacionada às preferências ou intenções conscientes do consumidor; e cognitiva quando o consumidor se lembra do determinado produto/serviço, assim que a necessidade lhe vem à mente e ele precisa de tomar uma decisão rápida. Os autores, sugerem que a satisfação pode não ser suficiente para a lealdade do consumidor, ou seja, o aumento da satisfação pode não

levar à lealdade, principalmente pelo fato do setor de serviços possuir características diversificadas e intangíveis.

Altos níveis de serviço exigem qualidade (PIZAM; ELLIS, 1999) e, nos modelos de qualidade de serviços, a qualidade do serviço é percebida quando há uma mensuração positiva entre a qualidade percebida e a esperada pelo consumidor (GRÖNROOS, 2006; SETH; DESHMUKH; VRAT, 2005).

2.7 Qualidade

Entre as definições de qualidade, os autores citam as relacionadas a valor, especificações, conformidade, apropriação, prevenção de perdas e alcance de expectativas. Nesse sentido, qualidade é a ferramenta que serve de parâmetro para mensurações e avaliações dos processos de serviços, pela qual poderão ser implementados os objetivos de melhoria e controle do serviço (HARVEY, 2006).

Reeves e Bednar (1994) acreditam que não haja uma definição global unificada devido à natureza complexa e ampla desse construto, sugerindo que seu entendimento seja fragmentado, dependendo do aspecto a ser mensurado. Ghobadian, Speller e Jones (1994) recomendam que uma organização faça sua definição personalizada de qualidade para direcionar o foco de seus esforços.

De qualquer modo, os achados na literatura classificam, na sua maioria, a qualidade em cinco categorias, cujos termos mudam, porém as definições se assemelham (HARVEY, 2006). O conceito mais tradicional está associado à noção de distinção ou algo muito especial e a ligação com o significado de excelência, que comumente é confundido com o termo qualidade (HARVEY, 2006). Ghobadian, Speller e Jones (1994) usam o termo transcendental, para explicar que o produto ou serviço possui propriedades excepcionais e cuja definição vai ao encontro do conceito filosófico de Platão. Como adjetivo, o termo qualidade pode ser utilizado como *status*, pois confere alto nível a quem o recebe (HARVEY, 2006).

Harvey, (2006) estabeleceu ainda os demais conceitos. O segundo conceito pressupõe a qualidade como perfeição ou consistência, enfatizando o caráter de confiabilidade e “zero defeito”, onde a prevenção está acima da mensuração. O terceiro conceito é a qualidade como adequação às necessidades do consumidor. O quarto conceito coloca a relação custo-benefício e alcance dos resultados como valor pelo retorno do investimento a ser alcançado pela qualidade. E, finalmente o quinto

conceito insere a qualidade como transformadora, no sentido de melhoria do processo, o que de certa forma dá poder a todos os atores envolvidos que podem contribuir com os padrões do serviço a ser oferecido.

A qualidade percebida acontece durante o processo de consumo do serviço (GRÖNROOS, 1984) e não deve ser confundida com padrão, pois padrão é um critério fixo que pode ser medido por indicadores unificados e que possuem determinado fator de comparação (HARVEY, 2006). O fornecedor que der a importância necessária à qualidade terá sucesso (REEVES; BEDNAR, 1994). Por isso é essencial buscar o melhor método de mensuração da qualidade de serviço.

2.7.1 Qualidade de Serviço

A qualidade de serviço pode ser confundida com atitude (CRONIN JR; TAYLOR, 1992) uma vez que o consumidor precisa avaliar um produto (PARASURAMAN; ZEITHAML; BERRY, 1985). Por ser um construto abstrato, é difícil de ser definida (CRONIN JR; TAYLOR, 1992). A questão é importante na medida em que há necessidade de aprofundamento de estudos sobre a relação entre qualidade de serviço e satisfação (CRONIN JR; TAYLOR, 1992).

Na área da hospitalidade, a qualidade de serviço da Airbnb tem uma grande dimensão na medida em que expõe a opinião dos hóspedes por meio de comentários, que são acessíveis a qualquer pessoa e, portanto, podem ser mensurados (GUTTENTAG, 2015).

Grönroos (1984) criou um modelo de mensuração que avalia a qualidade e a efetividade do serviço, no qual a qualidade de serviço depende de duas variáveis: expectativa e percepção. O autor esclarece que a expectativa pode incluir desde envolvimento do passado com o mesmo fornecedor até questões ideológicas, como religião e política. Por sua vez, a percepção resulta da experiência obtida com o consumo do serviço.

No modelo proposto por Grönroos (1984), existem duas dimensões de mensuração: a qualidade técnica que pode ser medida objetivamente e tem relação específica com os aspectos técnicos do serviço; e a qualidade funcional que irá considerar como o serviço é fornecido. O desempenho instrumental está na dimensão técnica do processo do serviço, e o desempenho expressivo está relacionado à questão da relação interpessoal do consumidor com o fornecedor (GRÖNROOS,

1984), bem como outros contatos não humanos, como os que podem ser oferecidos pela tecnologia (BARON; WARNABY; HUNTER-JONES, 2013).

Em se tratando de desempenho organizacional, a qualidade de serviço continua a ser o critério mais importante para a satisfação (LASSAR; MANOLIS; WINSOR, 2000). Alguns fatores são mais importantes que outros para ganhar avaliações favoráveis dos hóspedes e, entre esses, está a qualidade de serviços que eleva a satisfação do usuário (CADOTTE; TURGEON, 1988) e essa pode ser medida pelos comentários, que são uma fonte significativa de avaliação do comportamento do consumidor (ZERVAS; PROSERPIO; BYERS, 2015). No caso da Airbnb, a maior motivação de seus usuários é justamente a qualidade de serviços oferecidos na acomodação, o que inclusive incentiva os anfitriões a continuamente melhorarem a qualidade dos serviços prestados (LIANG; SCHUCKERT; LAW; CHEN, 2017)

Zeithaml, Berry e Parasuraman (1988) constataram que, para garantir uma entrega de qualidade, a maioria dos serviços não pode ser contada, medida, inventariada, testada ou verificada antes da venda. Isso acontece porque, frequentemente, o desempenho do setor de serviços é diferente entre funcionários e clientes, pois a qualidade ocorre durante a entrega do serviço, o que geralmente ocorre durante a interação entre o cliente e o pessoal que presta o serviço (LALICIC; WELSMAYER, 2017). Por esse motivo, a qualidade do serviço depende muito do desempenho dos funcionários (ZEITHAML; BERRY; PARASURAMAN, 1988).

A qualidade de serviço está diretamente relacionada com a expectativa que o consumidor espera receber após o pagamento do produto escolhido. (LIANG; CHOI; JOPPE, 2018). O julgamento durante o processo de consumo também pode influir sobre decisão do consumidor que poderá, eventualmente, decidir pela troca do produto por causa da qualidade do serviço oferecido (LIANG; CHOI; JOPPE, 2018) e não por outros aspectos como valor, conveniência ou disponibilidade (CRONIN JR; TAYLOR, 1992).

Estabelecimentos do segmento turístico têm vivenciado uma grande concorrência com os serviços oferecidos nas plataformas digitais, que crescem de maneira vertiginosa, oferecem serviço de qualidade e proporcionam satisfação ao consumidor, o que confirma a satisfação como meta vital em mercados saturados (JEONG; OH, 1998). O nível de satisfação é o que faz a diferença num mercado competitivo e impacta o sucesso de uma organização, além de gerar aumento de receita (BAKER; CROMPTON, 2000; BLACKWEL; MINIARD; ENGEL, 2008).

É um longo debate na literatura a associação da qualidade de serviço com a satisfação do consumidor. Já foi estabelecido que a qualidade de serviço influencia, em parte, os níveis de satisfação do consumidor (LASSAR; MANOLIS; WINSOR, 2000). Segundo Parasuraman, Zeithaml e Berry (1985) no modelo que Grönroos (1984) desenvolveu, ao avaliar a qualidade de serviço, o consumidor compara o que recebe com suas percepções e, para Lewis e Booms (1983), a qualidade do serviço deve estar em conformidade com as suas expectativas.

Na Airbnb, essa qualidade de serviço é variável, pois na mesma plataforma há diversos tipos de acomodação, podendo ser um espaço inteiro ou um quarto inteiro dentro de uma residência, um quarto compartilhado ou até mesmo um quarto de hotel. Assim, cada vez que um turista escolhe uma acomodação, deverá lidar com diferentes tipos de serviço, anfitrião e local. Por isso o tipo de avaliação estará de acordo com o tipo de experiência vivida e, no momento do comentário, o usuário pode tender a comparar com experiências anteriores que ele teve quando da utilização da mesma plataforma (LIANG; CHOI; JOPPE, 2018).

O estudo de Bridges e Vásquez (2016) sugeriu que os hóspedes da Airbnb, por exemplo, perceberam a importância do contato com os anfitriões quando usufruem da acomodação e isso vai refletir na avaliação final, pois a aproximação pessoal reforça o sentimento de confiança na experiência, mesmo que esse contato tenha sido apenas virtual, como costuma acontecer nas locações de espaço inteiro, ou pessoal, que geralmente surge como consequência da convivência quando um quarto é locado dentro de uma residência ocupada pelo anfitrião. Os autores notaram ainda que, em geral nesses casos, quando há uma avaliação negativa, essa se relaciona como a propriedade e não com o comportamento do anfitrião.

Guttentag (2015) considera que a Airbnb está aquém de oferecer qualidade de serviço se comparada aos hotéis, que podem oferecer funcionários simpáticos, reputação da marca e segurança e que, portanto, tendem a oferecer melhor desempenho nesse sentido.

Caso o consumidor fique insatisfeito, Grönroos (1978) aconselha uma ação imediata para corrigir o problema. Observa-se que, na Airbnb isso não surtiria efeito ao hóspede que reclama no comentário, uma vez que a estadia é avaliada após o consumo e, provavelmente, esse turista dificilmente voltará a utilizar a mesma acomodação na sequência ou num curto espaço de tempo, especialmente nos casos de turistas. No entanto, poderá servir de base para futuras ações do anfitrião.

2.7.2 Modelos de Medição de Qualidade de Serviço

Considerado um dos maiores construtos de qualidade de serviço (LASSAR; MANOLIS; WINSOR, 2000) o SERVQUAL, idealizado por Parasuraman, Zeithaml e Berry (1985), é também tido como um sistema de investigação de qualidade muito abrangente, não só na literatura como também na prática (PARASURAMAN; BERRY; ZEITHAML, 1991) e tem sido amplamente utilizado com sucesso em várias pesquisas sobre hospitalidade (SALEH; RYAN, 1991), pois identifica as dimensões da qualidade de serviço (JU *et al.*, 2019).

Como parâmetro de qualidade de serviço, seus criadores definiram que é a “lacuna (Gap) entre as expectativas dos clientes e suas percepções sobre a experiência do serviço” (ZEITHAML; BERRY; PARASURAMAN, 1988, p. 36, tradução nossa).

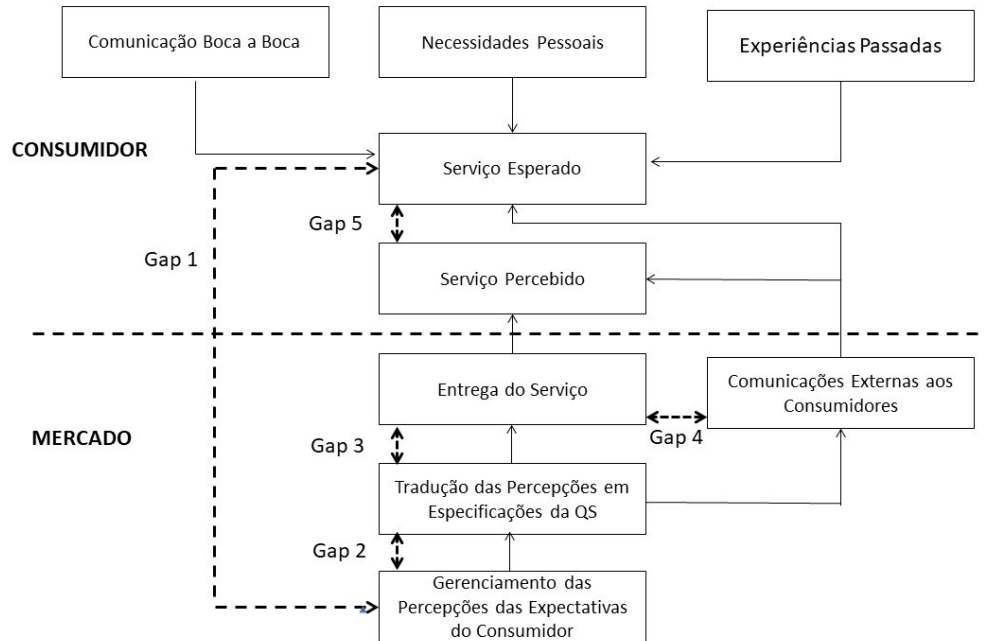
O modelo SERVQUAL é recomendado para a mensuração da qualidade de serviço, pois reflete cinco dimensões: confiabilidade, garantia, tangibilidade, empatia e capacidade de resposta (PARASURAMAN; ZEITHAML; BERRY, 1985), uma vez que mede as percepções e expectativas dos consumidores com relação à qualidade de serviço em organizações de varejo (PARASURAMAN; ZEITHAML; BERRY, 1988; SALEH; RYAN, 1991).

Explicam Parasuraman, Zeithaml e Berry (1988) que a qualidade percebida é o julgamento do consumidor sobre sua experiência e isso tem um caráter subjetivo, pois é uma forma de atitude que está relacionada à satisfação. Qualidade percebida é diferente da objetiva na medida em que a primeira envolve um fenômeno humano, e a segunda possui um caráter técnico.

O estudo de Parasuraman, Zeithaml e Berry (1988), a princípio, revelou 10 dimensões na avaliação da qualidade de serviço. Porém, em 1988, os mesmos autores, aperfeiçoando a pesquisa, a refinaram em cinco dimensões. São essas: A confiabilidade que se refere à consistência do desempenho e a capacidade de realizar o serviço; a garantia que trata do conhecimento e cortesia dos prestadores do serviço, bem como a capacidade de inspirarem confiança; a tangibilidade que são as evidências físicas ou recursos necessários para a prestação do serviço; a empatia que mede a atenção individualizada em que o prestador de serviço tem a capacidade de entender o que o consumidor deseja sob o ponto de vista dele; e a capacidade de resposta, que se refere à disposição dos prestadores do serviço, sendo essa a única

que não se aplica à plataforma Airbnb, uma vez que como modelo de negócio P2P não necessita dispor de prestadores de serviço como padrão de atendimento. (Figura 6)

Figura 6 – Modelo SERVQUAL



Fonte: Parasuraman; Zeithaml e Berry (1988), diagramado e traduzido pela autora.

Há alguns outros modelos para medição de qualidade de serviços inspirados no SERVQUAL. O HOTELQUAL é uma escala que serve de base para avaliação da qualidade de serviços percebida na hotelaria, para determinar a validade da estrutura desse tipo de estabelecimento (FALCES DELGADO; SIERRA DÍEZ; BECERRA GRANDE; BRIÑOL TURNES, 1999). O modelo se baseia em três dimensões de avaliação denominadas pessoal, instalações e funcionamento, e organização do serviço.

Outro modelo, o LODGSERV, mede as expectativas quanto à qualidade de serviço dos hóspedes de hotéis e provê um índice baseado no modelo SERVQUAL, contemplando cinco dimensões da qualidade de serviços, com o objetivo de ser uma ferramenta de gestão (KNUTSON; STEVENS; WULLAERT; PATTON; YOKOYAMA, 1990).

Importante lembrar o Modelo TOURQUAL, proposto por Mondo (2014) em sua tese de doutorado, com o objetivo de avaliar especificamente a qualidade de serviços em atrativos turísticos, instituindo dimensões e indicadores a partir de uma pesquisa

teórico empírica. A Figura 7, mostra os 26 indicadores de qualidade e as respectivas dimensões do modelo.

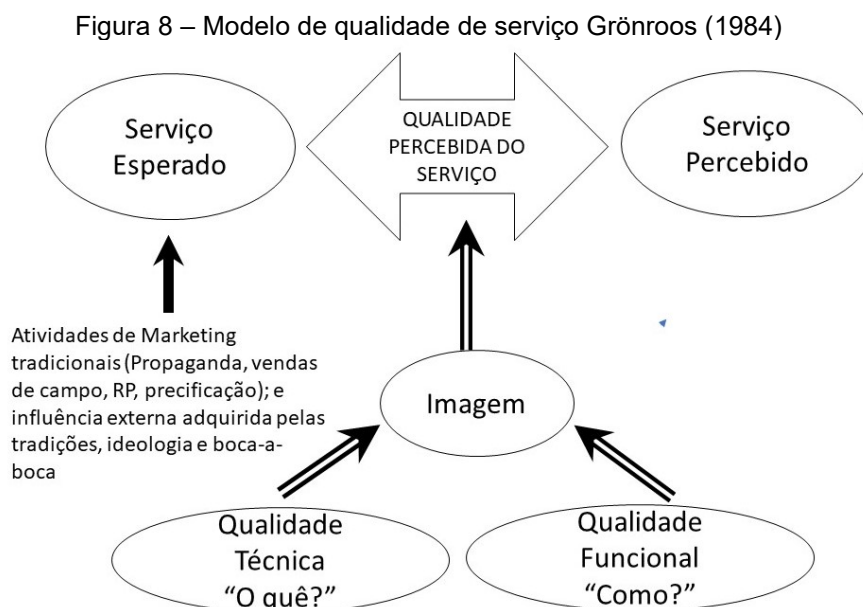
Figura 7 – Modelo TOURQUAL

Dimensão	Indicador
Acesso	Acessibilidade/ Localização
Acesso	Acessibilidade PCD
Acesso	Banheiros acessíveis
Acesso	Espera pelo serviço
Acesso	Facilidade de compra
Acesso	Horário de Funcionamento
Ambiente	Temperatura/Acústica
Ambiente	Lugar confortável e convidativo
Elemento Humano	Apresentação do serviço ao cliente
Elemento Humano	Atenção
Elemento Humano	Atendimento
Elemento Humano	Confiança
Elemento Humano	Conhecimento
Experiência	Aprendizado
Experiência	Entretenimento
Experiência	Estética
Experiência	Evasão
Segurança	Segurança
Qualidade Técnica	Preço
Qualidade Técnica	Condições climáticas
Qualidade Técnica	Manutenção (equipamentos e infra)
Qualidade Técnica	Sinalização
Qualidade Técnica	Tecnologia
Qualidade Técnica	Limpeza
Qualidade Técnica	Capacidade de carga
Qualidade Técnica	Variedade atividades

Fonte: Mondo (2014)

Menos abrangente, o modelo de mensuração de qualidade de serviço (Figura 8) de Grönroos (1984), denominado técnico-funcional, faz um contraponto ao modelo SERVQUAL (LASSAR; MANOLIS; WINSOR, 2000). Grönroos (1984) utiliza 16 itens de mensuração para aspectos técnicos e funcionais e considera que a qualidade técnica envolve o que é fornecido e a qualidade funcional como o serviço é fornecido. O autor esclarece que a qualidade do serviço coloca o consumidor na posição privilegiada de importância, uma vez que suas expectativas influenciam seu comportamento sendo, portanto, um elemento variável. Desta forma, a qualidade percebida do serviço é a diferença entre o que o consumidor espera receber do serviço

e o que ele de fato experimenta ou percebe. O serviço esperado é proveniente das informações que o consumidor recebe do mercado, tais como as propagandas, as vendas de campo e as relações públicas, além das comunicações de outros consumidores, como o boca-a-boca. (Figura 8)



Fonte: Modelo de Grönroos (1984) (diagramado e traduzido pela autora).

Para relacionar a qualidade de serviço com a hospitalidade, será testada a seguinte proposição:

Proposição 3 (P3): Qualidade de Serviços influencia a Hospitalidade.

2.8 Satisfação

Satisfação é uma palavra derivada do latim *satis* (suficiente) e *facere* (fazer), o que se pode concluir por “fazer o suficiente” (OLIVER, 2014, p. 333, tradução nossa). Do ponto de vista econômico, a satisfação é o benefício que o consumidor obtém pelo consumo do produto ou serviço, sendo uma interpretação abstrata do conceito da utilidade e, portanto, difícil de ser mensurado quantitativamente (LUNDBERG; KRISHNAMOORTHY; STAVENGA, 1995). Oliver (1980) definiu que a satisfação é resultado da diferença entre o que consumidor percebe e o seu ponto de referência e padrão inicial, ou advém da comparação entre o nível de expectativa do consumidor e a desconfirmação dessa expectativa.

Oliver (2014) reconhece que o conceito de satisfação muitas vezes está ligado aos fatores valor, qualidade e lealdade, uma vez que a mera satisfação do consumidor pode não prover vantagem competitiva, pois o consumidor é insaciável e sempre quer mais, bem como a satisfação está ligada também à atitude. Ele acredita que, do ponto de vista do consumidor, a satisfação é um estado desejável proveniente de uma experiência prazerosa. Do ponto de vista da empresa, vai depender da lealdade do consumidor, ou seja, está diretamente relacionada com o fato do consumidor voltar a se utilizar do produto, e ressaltando que a comunicação boca-a-boca é um fator a ser considerado nos casos em que o consumidor não necessita voltar a adquirir o mesmo produto tão rapidamente. Nesse caso, os comentários são de grande relevância.

Com relação a modelo SERVQUAL, Parasuraman, Zeithaml e Berry (1985) revelam que existem lacunas, as quais chamam de *gap*, entre as expectativas dos clientes e suas percepções sobre a experiência do serviço (Figura 6). Portanto, a satisfação é alcançada quando a qualidade percebida do serviço é maior que a expectativa. A satisfação depende da expectativa do consumidor e dos sentimentos gerados durante o consumo (BLACKWEL; MINIARD; ENGEL, 2008). Por outro lado, muitos outros fatores encontrados por Swarbrooke e Horner (2002) influenciam a satisfação de forma incontrolável, tais como as condições climáticas do destino; casos fortuitos; falta de segurança e infraestrutura; além de problemas relacionados à cultura local, são alguns dos exemplos.

Nas percepções dos proprietários de residências secundárias, que abordam a motivação primária para decisões de localização, Girard e Gartner (1993) demonstram que as atitudes e percepções dos proprietários que locam para turistas, podem ser tão importantes quanto as percepções dos residentes permanentes, ou seja, os moradores locais descobriram que suas atividades se baseavam mais na demanda turística do que naquelas que produziam satisfação intrínseca. Além disso, os aspectos da comunidade em que estavam inseridas podiam mudar devido às influências urbanas trazidas pelos compradores de residências secundárias, com implicações na satisfação dos atributos turísticos e socioculturais, tanto para anfitriões quanto para hóspedes.

Nesse sentido, Crotts, Mason e Davis (2009) relatam que as experiências dos hóspedes são fenômenos complexos, pois envolvem uma gama diversificada de comodidades e serviços, influenciados pelas expectativas dos visitantes e suas avaliações pessoais, num ambiente competitivo onde a capacidade de atender e

exceder as expectativas dos clientes é uma questão determinante da satisfação. Cabe lembrar que, nessa ocasião, ainda não havia a popularização das plataformas de compartilhamento de residências, como Airbnb, HomeExchange, CouchSurfing, TripAdvisor, entre outras, e a propagação dos comentários dos usuários estava restrita aos fóruns de discussões.

Nota-se que a satisfação é considerada um elemento essencial para as relações duradoras entre hóspedes e anfitriões, uma vez que tem impacto na reputação de ambos (DMITROVIC *et al.*, 2009). Portanto, o reconhecimento dessa premissa traz consequências significativas para a compreensão do comportamento do consumidor que pode ser levada em consideração no momento da escolha de sua hospedagem.

Spreng, Mackenzie e Olshavsky (1996) idealizaram um novo modelo de formação do processo de satisfação e concordam que a satisfação é uma reação emocional a um produto ou serviço. Os autores propõem que a satisfação tenha dois antecedentes que denominaram de satisfação com os atributos e satisfação com a informação. Os autores afirmam ainda que, os sentimentos de satisfação dependem da informação recebida pelo consumidor que irá avaliar a informação. Essa visão conceitualmente distingue-se de outras formas de satisfação anteriormente vistas e será importante para a análise deste estudo.

Em geral, os hóspedes que se utilizam da Airbnb não mencionam explicitamente as “dimensões específicas da satisfação do cliente em seus comentários. Em vez disso, eles descrevem indiretamente outros indicadores ou atributos que representam essas dimensões” (SITUMORANG *et al.*, 2018, p. 542, tradução nossa). Para tanto, os autores utilizaram a Alocação Latente de Dirichlet (LDA - *Latent Dirichlet Allocation*) como método de modelagem de tópicos, a fim de extrair a “dimensão oculta que afeta a satisfação” (Ibid, p. 542, tradução nossa) de dados contidos nos comentários espontâneos dos hóspedes da Airbnb, que pudessem ser relacionados a fatores que afetam a satisfação.

Muitos estudiosos conceituaram que a satisfação, ao ser relacionada às expectativas do consumidor, pode trazer à tona emoções, como sentimentos de prazer ou de decepção (JU *et al.*; OLIVER, 1980). A Airbnb possui semelhanças ao comércio eletrônico, uma vez que a negociação e o pagamento são feitos pela Internet, intermediados pela plataforma, porém, ao inserir os comentários, admite a qualidade de serviços como um diferencial sobre a satisfação (JU *et al.*, 2018). Por isso, recomenda-se que as relações entre atributos e satisfação devam ser

consideradas quando se propuser um modelo de avaliação (STREUKENS; RUYTER, 2004).

Nesse sentido, entende-se como atributos as dimensões do serviço que são oferecidos e os consumidores tendem a ajustar a qualidade de serviço percebida segundo suas expectativas (OLIVER, 2014). De acordo com estudos de Ju *et al.* (2018) os atributos da qualidade em serviços da Airbnb estão associados às instalações e à hospitalidade, tais como como limpeza, segurança, autenticidade, exclusividade e preço. Qualquer um desses fatores, quando negligenciados, podem destruir a reputação de um anfitrião.

Ju *et al.* (2018) classificam outros atributos, no contexto da economia compartilhada relacionados à qualidade em serviços. No contexto da hospitalidade, foram mencionados a cordialidade amigável (SITUMORANG *et al.*, 2018), confiança visual com base na foto dos anfitriões (ERT; FLEISCHER; MAGEN, 2016), compreensão e cuidado (PRIPORAS; STYLOS; FOTIADIS, 2017); reputação do anfitrião (WANG; NICOLAU, 2017) e o comportamento do anfitrião (LALICIC; WELSMAYER, 2017). No contexto das instalações, o tamanho, tipo, localização e limpeza da acomodação, além da autenticidade e exclusividade (ERT; FLEISCHER; MAGEN, 2016; GUTTENTAG; SMITH, 2017), são atributos da experiência com a acomodação (LIANG; CHOI; JOPPE, 2018) e com as comodidades oferecidas (PRIPORAS; STYLOS; FOTIADIS, 2017).

Vários atributos da qualidade em serviços estão associados diretamente à plataforma, como custo-benefício, segurança na negociação e a própria política da Airbnb (GUTTENTAG; SMITH, 2017; WANG; NICOLAU, 2017), assim como a confiança da informação oferecida pelo hóspede (LUO; TANG, 2019) e pela plataforma (ZERVAS; PROSERPIO; BYERS, 2017), as regras do aluguel (WANG; NICOLAU, 2017) além da experiência com a negociação ou o pagamento (LIANG; CHOI; JOPPE, 2018).

Sob o ponto de vista da Airbnb, as variáveis da qualidade em serviços sujeitas a avaliação e que, em tese, afetam a satisfação, pois impactam a quantidade de estrelas e o comentário do hóspede, são: a precisão do anúncio, a cortesia e a dedicação do anfitrião em oferecer serviço, a flexibilidade do *check-in/checkout*, a instalação da acomodação e a presteza e clareza na comunicação (AIRBNB, 2021b).

A motivação pode incentivar um turista a viajar, o que poderá lhe trazer satisfação, gerando, portanto, expectativas nesse turista as quais podem ser avaliadas por

diversos métodos (MARINE-ROIG, 2021). Neste estudo foi escolhida a modelagem de tópicos, um método comumente utilizado para “verificar modelos, resumir o *corpus* e orientar a exploração de seu conteúdo” (CHANG; BOYD-GRABER; GERRISH; WANG; BLEI, 2009, p.288, tradução nossa). Especificamente, a modelagem de tópicos por LDA permite a extração de dados e transparece dimensões ocultas que afetam a satisfação do hóspede (SITUMORANG *et al.*, 2018). No entanto, antes da análise pelo método do Conteúdo Gerado pelo Usuário (UGC) existir, muitos outros métodos e modelos para analisar os atributos da qualidade de serviços que afetam a satisfação foram testados.

Após discorrer sobre os conceitos da hospitalidade, em seção anterior, e da satisfação, pretende-se testar a relação entre os construtos por meio da seguinte proposição:

Proposição 4 (P4): A Hospitalidade influencia a Satisfação

2.8.1 Modelos e Métodos de Qualidade de Serviço para Avaliação da Satisfação do Consumidor

O modelo de qualidade de Kano (MIKULIC; PREBEZAC, 2011, OLIVER, 2014), idealizado por Noriaki Kano em 1984 foi, durante muitos anos, um dos modelos mais populares entre profissionais e pesquisadores de marketing e gestão de serviços, pelo qual seu autor propõe que a satisfação do consumidor seja direcionada para a identificação dos atributos que têm o potencial de provocar satisfação, deleite, insatisfação ou frustração do consumidor.

A partir desse método, surgiu a análise de contraste penalidade-recompensa (PRCA), proposta por Brandt em 1987, que trata sobre a análise de regressão múltipla baseada na teoria dos três fatores sobre os efeitos assimétricos dos atributos da incidência da qualidade em serviços sobre a satisfação. Segundo essa teoria, os atributos são classificados em três categorias distintas: os satisfeitos, os insatisfeitos e os híbridos, que seriam os tanto satisfeitos quanto insatisfeitos dependendo de alguns valores de acordo com sua influência significativa sobre satisfação do consumidor (BACK, 2012; MIKULIC; PREBEZAC, 2011).

De acordo com essa análise, os indivíduos satisfeitos geralmente não criam muitas expectativas de qualidades e, se algum dos atributos da qualidade não estiver disponível, há possibilidade de relevar e não criar insatisfação (MIKULIC; PREBEZAC,

2011). É como se a qualidade de serviço oferecida estivesse suficiente e o atributo não existente não fizesse falta. Mas, quando essas expectativas são altamente satisfeitas, eles vão para o nível do encantamento, mesmo se já conheciam os atributos, pois se surpreendem positivamente (DEL BOSQUE; SAN MARTÍN, 2008).

Os insatisfeitos são os que ficam decepcionados com suas expectativas e são especificamente inseridos numa outra categoria de frustrados quando atingem a insatisfação máxima, pois presume-se que consideravam os atributos da qualidade de serviço como itens obrigatórios, pois não expressam a satisfação quando esses itens estão presentes, justamente por esse caráter de garantia. (OLIVER, 2014)

Os indivíduos considerados híbridos são os que podem estar tanto satisfeitos, mesmo quando observam os itens obrigatórios da qualidade de serviços ou ficam insatisfeitos quando esses atributos da qualidade não estão presentes. (OLIVER, 2014)

Por sua vez, a "grade de importância" (IG), desenvolvida por um consultor IBM, é uma ferramenta analítica para classificar atributos de qualidade no modelo de Kano, que compara a "importância do atributo" (IA) explícita e implícita para classificar os atributos em: "obrigatórios", que têm a IA explícita alta (acima da média), mas a IA implícita está baixa (abaixo da média); os "atraentes" que têm IA explícita baixa, mas IA implícita alta; os "unidimensionais" com IA explícita e IA implícita altas; e os "unidimensionais" com que têm IA explícita e IA implícita baixas. A IA implícita é um indicador do impacto de um atributo na satisfação do cliente e têm um impacto significativo sobre a satisfação, enquanto os atributos "obrigatórios" têm menos impacto sobre satisfação (MIKULIC; PREBEZAC, 2011).

No estudo de Hovland, Harvey e Sherif (1957) há um "efeito contraste" comparativo na medida em que um consumidor tem uma surpresa ao receber o que esperava receber, ou não, e tende a exagerar nas suas avaliações, seja de forma positiva ou negativa.

A Classificação Direta é um método simples de categorização de atributos de proposto por Shen, Tan e Xie (2000, p. 92) a partir do modelo de Kano, que sugeriram que existem duas etapas: "método de classificação de escolha de força" em que as categorias "atraente", "deve ser" e "unidimensional", são seguidas por uma subcategorização dos atributos em: "Um pouco atraente / básico", "moderadamente atraente / básico" e "muito atraente / básico". A desvantagem é que a pesquisa tende a ser difícil e demorada, por causa da explicação da dinâmica para um entrevistado

sobre como devem ser as respostas, por exemplo, o que pode comprometer a confiabilidade da pesquisa (MIKULIC; PREBEZAC, 2011).

2.8.2 Satisfação e Cocriação

A cocriação pode acontecer após a experiência do hóspede, onde os conjuntos de elementos e acontecimentos psicológicos vivenciados irão contribuir e interagir com outros sujeitos que estiveram na mesma experiência (CAMPOS; MENDES; VALLE; SCOTT, 2018).

A cocriação é uma experiência em que participam e interagem consumidores e fornecedores do serviço (PRAHALAD; RAMASWAMY, 2004) e essa interação pode afetar satisfatoriamente a experiência (MATHIS; KIM; UYSAL; SIRGY; PREBENSEN, 2016), além de ajudar os anfitriões a compreender as necessidades de seus hóspedes e assim prover um serviço de qualidade (CHATHOTH; UNGSON; HARRINGTON; ALTINAY; OKUMUS; CHAN, 2014).

Quando os hóspedes confiam em seus anfitriões, também se tornam cocriadores de valor dentro da própria plataforma. que é o veículo de compartilhamento dessas experiências, por meio dos comentários e das recomendações (OWYANG, 2013; SCHOR, 2016; STEPHANY, 2015) o que demonstra ser uma ferramenta de validação social (GUTTENTAG, 2015).

Como um modelo inovador de negócio, a Airbnb tem proporcionado satisfação para hóspedes e anfitriões (DOLNICAR, 2017), num processo de criação de valor, entre hóspedes e anfitriões contribuindo entre si com seus conhecimentos e competências (VARGO; LUSCH, 2008). Nesse sentido, a cocriação vai além da experiência propriamente dita (CHAGAS; AGUIAR, 2020) e se reflete nas escolhas determinadas pelos hóspedes (turistas) (BOSANGIT; HIBBERT; MCCABE, 2015), uma vez que a vivência da experiência de maneira interativa, alcança a tão almejada satisfação (HESKETH; COSTA, 1980).

Medeiros, Gosling e Vera (2015) recomendam que os fornecedores de serviços, no caso os anfitriões, também estejam atentos ao se depararem com sentimentos negativos, de insatisfação, de seus hóspedes, buscando diminuir os impactos nas futuras hospedagens. Segundo os autores, é necessário observar as respostas emocionais que advêm dessas experiências frustrantes e, partir daí, criar estratégias eficientes para melhorar os serviços.

3 Modelo Conceitual e Proposições

Com o objetivo de mensurar os atributos da qualidade percebida, quando alguém usufrui dos benefícios da economia compartilhada, com especial foco na plataforma Airbnb, e investigar os efeitos desses atributos na satisfação do turista, a pesquisa visa compreender como os principais atributos da qualidade percebida de serviço pelos hóspedes estimulam a satisfação dos turistas que optam pela hospitalidade oferecida em espaços compartilhados, tais como os anfitriões cadastrados na plataforma Airbnb, por meio da análise de comentários desses usuários.

A aplicação da lógica indutiva com proposições, aplicando-se o método qualitativo com base em Zhang (2019a), Rossi, Serralvo, João (2014) e Bardin (1977), visa a conexão entre conceitos e o avanço da teoria, para se compreender como um serviço de hospitalidade oferecido por pessoas comuns em ambiente domiciliar pode prover qualidade, e como o hóspede (turista) percebe o quanto a qualidade o satisfaz e o incentiva a escolher a Airbnb como produto de hospedagem. Para a inferência, foi desenvolvido e proposto um modelo conceitual com base na literatura revista pela autora.

No modelo proposto, a revisão da literatura fornece indícios para verificar a ligação da qualidade com a hospitalidade (BRIDGES; VÁSQUEZ, 2016); a hospitalidade com a satisfação (CROTTS; MASON; DAVIS, 2009); e a moderação da motivação pela atitude na relação entre a qualidade com a hospitalidade (YOON; UYSAL, 2005), identificadas nos comentários dos hóspedes que se utilizam da Airbnb.

O modelo apresentado na Figura 9 é baseado na relação entre motivação e satisfação e descreve os fatores causais que serão empiricamente investigados. Nas proposições levantadas serão investigados se a qualidade dos serviços pode influenciar a hospitalidade, se a atitude dos consumidores (turistas) pode ter efeito moderador sobre essa relação e se a hospitalidade influencia a satisfação. Também serão investigadas as intenções comportamentais e o efeito indireto sobre os construtos.

Supõe-se que a satisfação seja causa direta da intenção comportamental (OLIVER, 2014) representada pelo efeito da escolha da hospedagem. Gotlieb, Grewal e Brown (1994) evidenciaram que existem muitas variáveis que podem influenciar a satisfação, mas este modelo conceitual foca na qualidade percebida em serviços na hospitalidade.

Para compreender como é feita a escolha de um determinado produto, baseado na Teoria do Comportamento Planejado de Ajzen (1991), serão verificadas quatro proposições para testar se a satisfação pode ser um componente que impacta na motivação dessa escolha, a partir da análise dos comentários dos usuários da plataforma Airbnb, conforme modelo conceitual proposto (Figura 9). As seguintes proposições deverão ser investigadas:

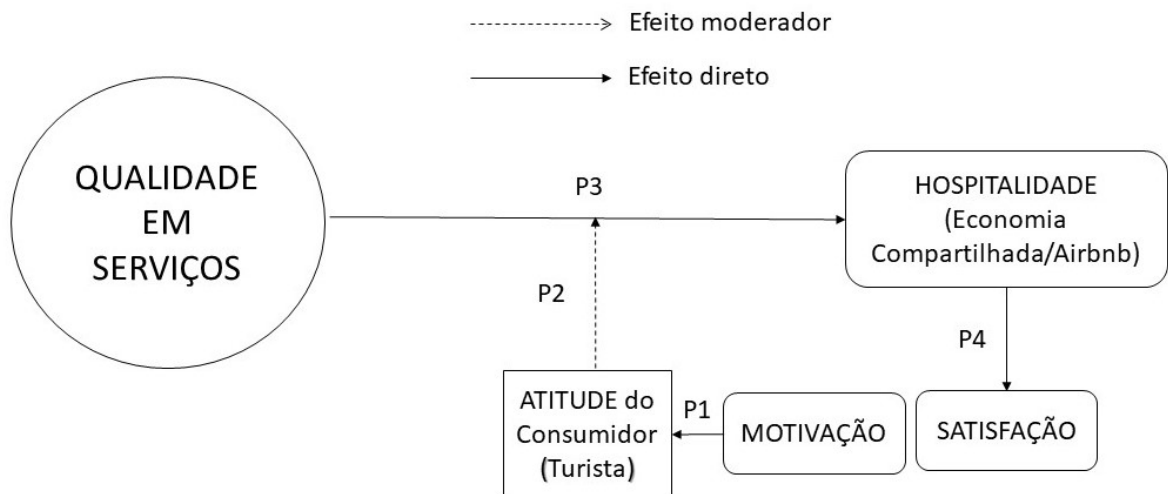
P1: Motivação influencia a Atitude do Turista. (vide p. 43)

P2: Atitude do hóspede modera a influência da qualidade de serviços percebida na Hospitalidade. (vide p. 48)

P3: Qualidade de Serviços influencia a Hospitalidade. (vide p. 58)

P4: A Hospitalidade influencia a Satisfação. (vide p. 62)

Figura 9 – Modelo conceitual empírico proposto.



Fonte: Elaborado pela autora.

4 Método da Pesquisa

Neste capítulo são abordadas as bases científicas que deram o suporte à metodologia utilizada, com base nos estudos de Situmorang *et al.* (2018) e Lee e Tse (2021) que se utilizaram da modelagem de tópicos por meio da *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) para as variáveis satisfação e qualidade em serviços; combinado com os estudos de Zhang (2019a), Rossi, Serralvo, João (2014) e Bardin (1977) para a análise de conteúdo da variável motivação. Os diversos métodos juntos têm o objetivo de conduzir a análise dos dados de forma a se complementarem, além de buscar responder à questão da pesquisa: Como acontece a influência da qualidade de serviço percebida na hospitalidade em ambiente domiciliar, na plataforma Airbnb?

A análise do conteúdo latente por meio da LDA, tem como base um método implementado pela depuração da linguagem *Python*, com suporte do pacote de bibliotecas *Gensim*¹ (*Generate Similar*). A LDA é modelo ideal para uso em grande volume de textos, pois oferece infinitas possibilidades de análises por meio dos tópicos representativos, que por sua vez agrupam termos e os padroniza numa mesma convergência com a finalidade de resolver de forma eficiente dificuldades de inferência Blei, Ng e Jordan (2003). A interpretação de significados ocultos dos comentários forma o conteúdo latente (ROSSI; SERRALVO; JOÃO, 2014) a ser analisado.

A análise de conteúdo manifesto visa obter, por meio do teor dos comentários, indicadores semânticos, por vezes quantitativos pelas contagens de ocorrências, de forma a permitir a inferência das variáveis (BARDIN, 1977). “Análises referentes ao que o texto diz lidam com descrição visível e componentes óbvios referem-se a conteúdos manifestos que são contáveis, uma abordagem quantitativa de análise de conteúdo”, ou seja, o conteúdo observável (ROSSI; SERRALVO; JOÃO, 2014, p.40).

A seguir, são apresentadas as etapas do processo, tais como os métodos utilizados para as análises, coleta e pré-processamento dos dados. As variáveis pesquisadas na análise serão a satisfação, a qualidade em serviços, a hospitalidade e a motivação, como no modelo da Figura 9.

¹ Gensim é uma biblioteca de código aberto ideal para escalas estatísticas semânticas, obter documentos semanticamente similares e realizar modelagem semântica não supervisionada de textos simples. (https://radimrehurek.com/gensim_3.8.3/)

4.1 Método das Análises

Nos últimos anos as pesquisas tradicionais têm usado questionários e entrevistas para mensurar a satisfação do consumidor, mas com o avanço da Internet e o surgimento dos comentários *online*, abriu-se uma nova e ampla frente de pesquisa empírica para análise das experiências de hospitalidade (JOSEPH; VARGHESE, 2019; RADOJEVIC; STANISIC; STANIC, 2017).

Dados obtidos por Conteúdo Gerado pelo Usuário (UGC), que contém informações de consumidores sobre produtos e serviços não têm sido muito explorados na literatura de turismo (RADOJEVIC; STANISIC; STANIC, 2017) e de hospitalidade (FERREIRA, 2019). No entanto, essas análises podem fornecer resultados importantes para aprimorar as experiências de hospitalidade, especialmente em plataformas como a Airbnb, que possibilita que o hóspede expresse suas percepções por meio dos comentários (BRIDGES; VÁSQUEZ, 2016; FERREIRA, 2019) fazendo uma conexão com seus anfitriões.

Ao identificar padrões de comportamento de consumidores, por meio de análises de UGC, podemos observar e analisar preferências e melhorar a qualidade de serviços oferecida, uma vez que as pessoas tomam atitudes de escolha e decisões com base em comentários (JOSEPH; VARGHESE, 2019) e isso pode ser aprimorado (FERREIRA, 2019).

Na era das mídias sociais e das informações disponíveis na Internet, é necessário reconhecer que o UGC é uma ferramenta de manifestação de opinião espontânea dos consumidores que permite ao provedor do serviço o conhecimento de seu público-alvo, pois as pessoas geralmente apreciam a avaliação de outras pessoas sobre o que vão consumir (SITUMORANG *et al.*, 2018; STYLOS; ZWIEGELAAR, 2019). Esta pesquisa se utiliza dos termos UGC e *Big Data*², pois tem como base a análise de um grande volume de dados de conteúdo gerados pelo usuário mais adiante quantificados.

Embora pouco utilizada no turismo, conforme mencionado, essa modalidade de análise tem ganhado cada vez mais força no universo dos negócios, pois gera respostas confiáveis (JOSEPH; VARGHESE, 2019). Nesse sentido, o grande volume UGC, ao se consolidar em um *Big Data*, é considerado um campo de estudo ideal

² O termo Big Data está sendo empregado, pois define a grande quantidade de dados variados, analisados com velocidade de processamento.

para que se possa entender a satisfação do consumidor no âmbito da economia compartilhada (JOSEPH; VARGHESE, 2019; ZHOU; CHEN; MA; LI; XIAO; WANG; FU., 2018).

Os comentários dos hóspedes da Airbnb dão a dimensão da satisfação com relação aos atributos da qualidade de serviços da hospitalidade oferecida pelos anfitriões cadastrados na plataforma Airbnb, pelo qual serão investigados os efeitos desses atributos na satisfação do hóspede (turista) (JOSEPH; VARGHESE, 2019; PEARCE, 2005).

A espontaneidade e transparência dos comentários pontuam o fator confiança uma vez que são disponibilizados, simultaneamente, apenas após ambas as partes terem se manifestado, o que instiga a curiosidade da parte que foi avaliada, e sem possibilidade de edição após a visualização, o que aumenta a confiabilidade, sendo que apenas hóspedes e anfitriões que efetivamente concluíram uma hospedagem podem deixar seu comentário (AIRBNB, 2021). Além disso, os comentários constroem reputação de ambas as partes dentro da plataforma, bem como avalia a aspectos físicos da propriedade. Para o anfitrião a possibilidade de se tornar *Superhost*³ e, com isso, adquirir uma série de benefícios, entre eles a prioridade de visualização de anúncio na plataforma; e para o hóspede a possibilidade de serem aceitos numa maior gama de propriedades, que não aceitariam um hóspede sem avaliação anterior.

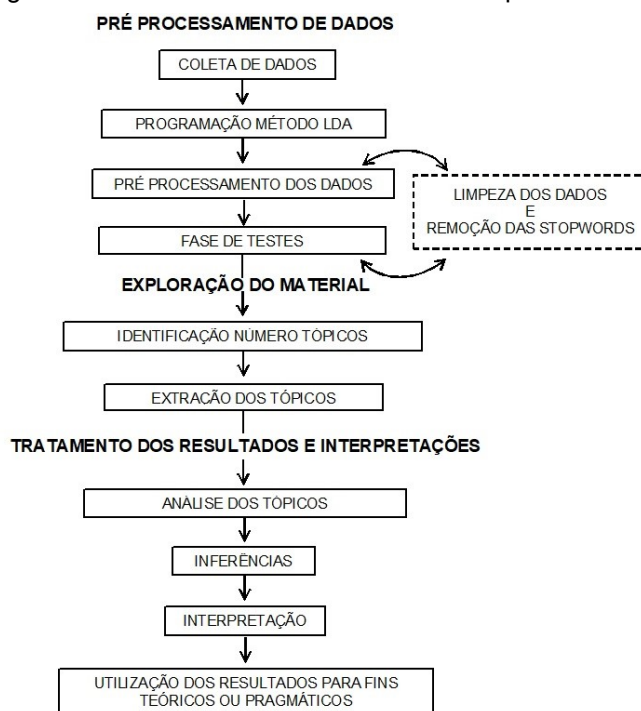
Cabe ressaltar que os hóspedes da Airbnb são incentivados a avaliar em seus comentários as variáveis limpeza, precisão do anúncio, procedimento de *check-in/checkout*, comunicação com o anfitrião, localização e custo-benefício (AIRBNB, 2020). Portanto, ao extrair os tópicos, serão observadas essas variáveis e a sua correlação com os atributos satisfação, qualidade de atendimento e motivação. Novos atributos ou variáveis poderão surgir com o decorrer das análises.

O estudo de Situmorang *et al.* (2018) utilizou a base de comentários de usuários da plataforma Airbnb, pela qual os autores identificaram que os hóspedes não mencionam explicitamente dimensões da satisfação, no entanto, descrevem os atributos que, de alguma forma, representam essas dimensões, mesmo que indiretamente, uma vez que a técnica aplicada identifica dimensões ocultas. No caso, a dimensão que mais afetou a satisfação encontrada pelos autores foi a “limpeza”.

³ *Superhost* em inglês pode ser traduzido como “Super Anfitrião”.

Com o volume de comentários (*Big Data*) coletados, procedeu-se à análise das variáveis da qualidade de serviços, satisfação do hóspede, motivação e sua atitude frente à hospitalidade recebida (JOSEPH; VARGHESE, 2019) segundo o processo demonstrado na Figura 10.

Figura 10 – Processo de análise dos dados por LDA



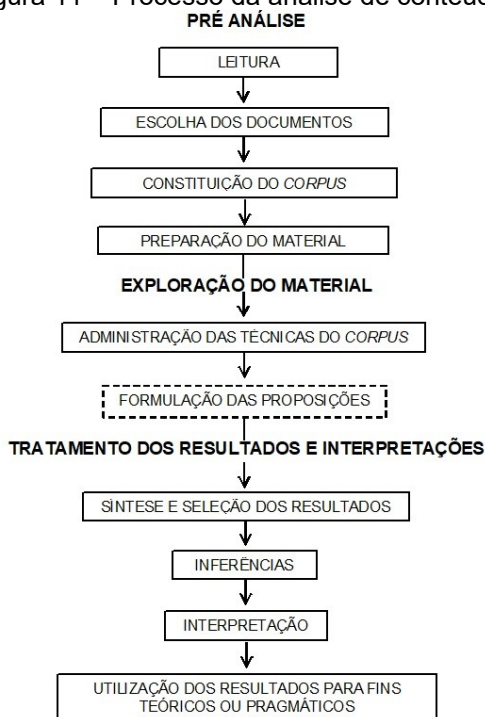
Fonte: Blei, 2012 (diagramado, traduzido e adaptado pela autora).

Também foram analisados os comentários pelo método semântico de dados textuais (ZHU; CHENG; WANG; MA; JIANG, 2019) de expressões regulares com o uso do aplicativo *Sublime Text* versão 3.2.2 por meio da busca de palavras para a confirmação e complementação dos tópicos. Para um hóspede, a motivação em usar a Airbnb influencia como fará sua avaliação na plataforma (LU; MODY.; ANDAJIGARMAROU DI, 2020). A sensação de “sentir-se em casa” impacta o comportamento do hóspede e essa atmosfera doméstica é o que diferencia a estadia no mercado P2P (ZHU *et al.*, 2019) e impacta a satisfação (JOSEPH; VARGHESE, 2019; SITUMORANG *et al.*, 2018).

Os achados darão suporte às evidências empíricas que apoiam os parâmetros dos comentários dos hóspedes na plataforma, quanto aos atributos da qualidade em serviços para os hóspedes da Airbnb (JU *et al.*, 2018, ZERVAS; PROSERPIO; BYERS, 2017) e as análises do teor dos comentários, foram feitas conforme a

repetição de palavras categorizadas nas variáveis segundo o processo implementado por Bardin (1977) (Figura 11).

Figura 11 – Processo da análise de conteúdo



Fonte: Bardin, 1977 (diagramado, traduzido e adaptado pela autora).

Em suma, as análises serão divididas em dois tipos: a análise de tópicos, pelo método LDA e, para complementação e confirmação da inferência estatística, a análise de conteúdo.

4.2 Coleta de Dados

Primeiro, é preciso ressaltar que, por regra da Airbnb, os hóspedes só podem escrever comentários para seus anfitriões após a conclusão de uma reserva, o que garante que o *feedback* seja embasado em experiências reais (AIRBNB, 2021c). Os comentários coletados estão disponibilizados no *site* Inside Airbnb, onde podem ser explorados publicamente, de forma que é possível a busca de informações sobre a utilização da plataforma Airbnb em determinadas cidades no mundo (INSIDE AIRBNB, 2020a). O *site* obtém as informações acessíveis na própria plataforma, com a utilização de um conjunto de ferramentas independentes, sob uma licença *Creative Commons CC0 1.0 Universal (CC0 1.0) "Public Domain Dedication"* (INSIDE AIRBNB, 2020a). Com o uso da Inteligência Artificial e da Licença o *site* é capaz de agregar os

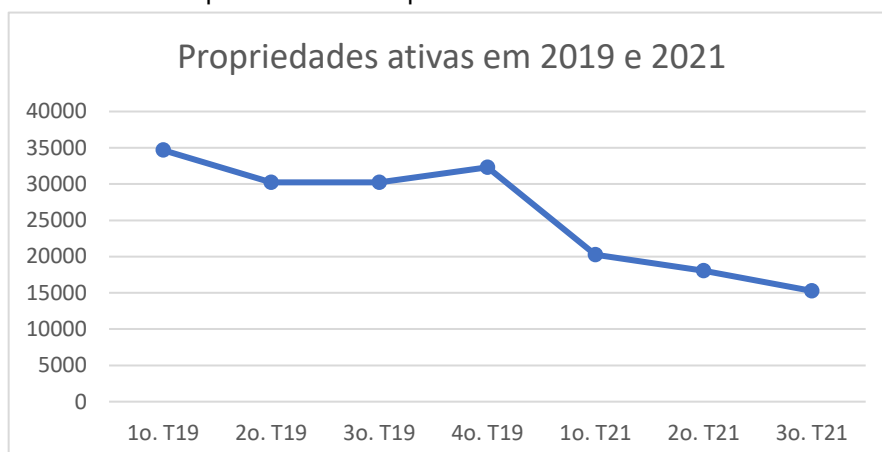
comentários *online*, num único arquivo no formato .csv (“Comma Separated Value”), conforme Joseph e Varghese (2019).

Inicialmente foi baixado o arquivo .csv dos comentários dos hóspedes que estiveram nas propriedades do Rio de Janeiro no período de dezembro de 2010, quando foram iniciadas as primeiras hospedagens pela plataforma, até julho de 2020 (INSIDE AIRBNB, 2020b). Segundo o site, a obtenção destes dados utilizou filtros para considerar propriedades alugadas mais de 90 dias por ano, que permanecem por no mínimo 3 noites, com uma taxa de ocupação máxima de 70% para garantir que sejam retratados os alugueis de temporada, e que pelo menos 50% dos hóspedes que fazem a reserva deixam algum comentário (INSIDE AIRBNB, 2020c; JOSEPH; VARGHESE, 2019).

No Brasil, o Rio de Janeiro é a única cidade cujos dados estão disponibilizados. Esta cidade também foi escolhida para o estudo por ser considerada muito turística no Brasil (LOHANNE, 2020), tendo sido ainda uma das sedes de jogos da Copa do Mundo de 2014 e sede dos Jogos Olímpicos de 2016, portanto reconhecida mundialmente. A escolha de uma única cidade aumenta a eficiência algorítmica, uma vez que não há diferenças de localização e contextualização de pontos de referência (SUTHERLAND; KIATKAWSIN, 2020). Além disso, é uma cidade que concentra grande oferta de imóveis de temporada, por diversos atrativos, mas principalmente pelas praias (Figura 15).

Em 2019 havia uma média de 31.868 propriedades ativas no Rio de Janeiro, anunciadas na plataforma, ou seja, com ocupação de pelo menos um dia ou um bloqueio de reserva no último mês (AIRDNA, 2021). Observa-se que há uma diferença de cerca de 8,8% entre o primeiro trimestre, que é o período com maior volume de propriedades ocupadas, e a média de todo o ano, com quase nenhuma variação entre o segundo e terceiro trimestre e tendência de aumento para o quarto trimestre até alcançar o maior volume nos meses de verão (Gráfico 2).

Gráfico 2 – Propriedades ativas por trimestre em 2019 e 2021 na Airbnb

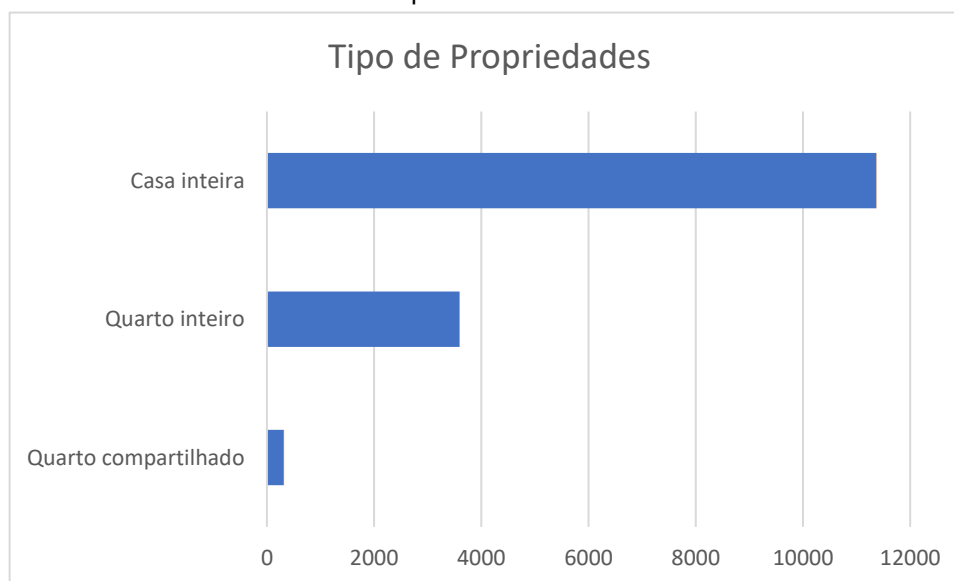


Fonte: Elaborado pela autora com os dados da AirDNA (2021).

Nota-se ainda que o número de propriedades ativas caiu para 15.275 em 2021 segundo a mesma fonte de dados (Gráfico 2). Provavelmente, isso aconteceu por conta da pandemia decretada em 20 de março de 2020 (BRASIL, 2020), o que tem contribuído para a queda da demanda no setor do turismo (BAKAR; ROSBI, 2020) e, consequentemente, impactando as locações por temporada. Por este motivo, os dados analisados foram dimensionados para o ano de 2019, de forma que contemplasse todas as sazonalidades e não houvesse interferência dos impactos causados pela Covid-19 após 2020, nas hospedagens de temporada, uma vez que o confinamento em muitas cidades do mundo dificultou que viajantes saíssem de suas casas.

A Airbnb disponibiliza três tipos de hospedagem, a saber: casa inteira, que é quando a propriedade total é compartilhada sem a presença do anfitrião; quarto inteiro, quando apenas um cômodo dentro da casa do anfitrião é compartilhado; ou quarto compartilhado, quando um mesmo cômodo pode ser usado por uma ou mais pessoas. Em geral, conforme demonstrado, a disponibilização de casa inteira predomina na plataforma (Gráfico 3).

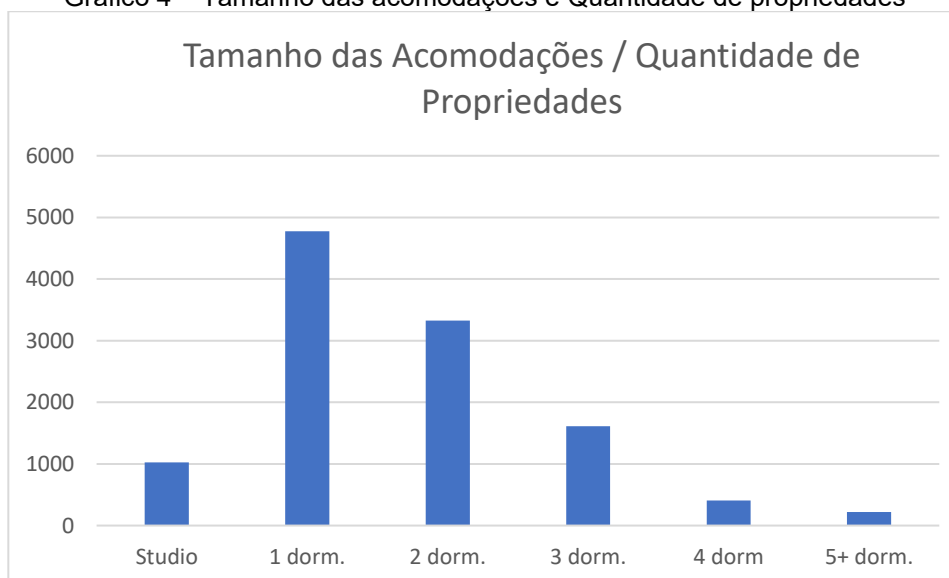
Gráfico 3 – Propriedades listadas na Airbnb



Fonte: AirDNA, 2021 (diagramado, traduzido e adaptado pela autora).

As propriedades são de diversos tamanhos, desde estúdios até imóveis com 5 ou mais dormitórios, sendo que a oferta está concentrada majoritariamente nas propriedades com um e dois dormitórios (Gráfico 4).

Gráfico 4 – Tamanho das acomodações e Quantidade de propriedades

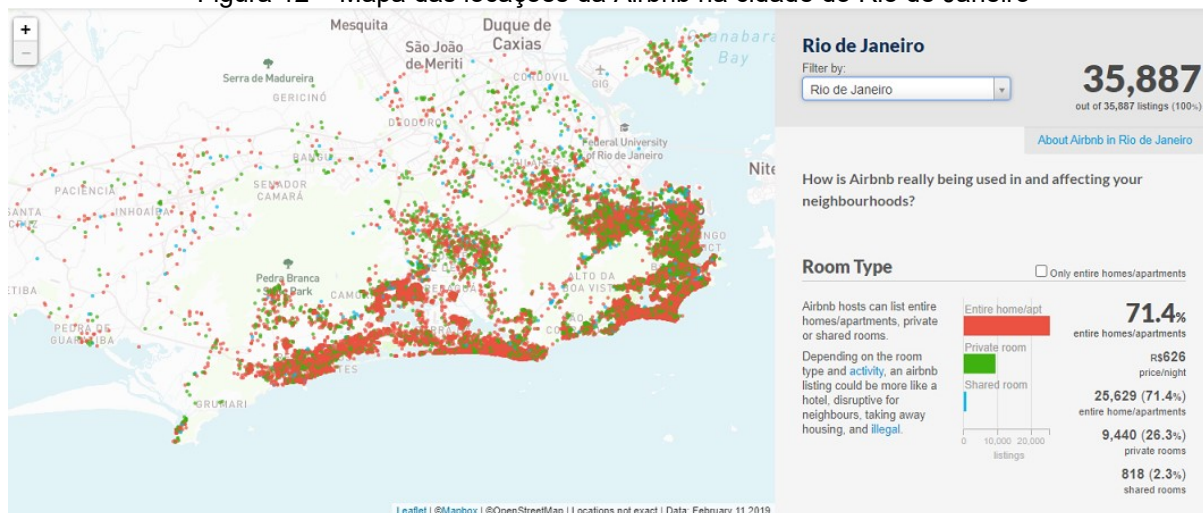


Fonte: AirDNA, 2021 (diagramado, traduzido e adaptado pela autora).

Como se observa na Figura 12, o mapa do Rio de Janeiro está sinalizado com a oferta das propriedades listadas na Airbnb localizadas nos mais de 70 bairros, abrangendo todo o município, incluindo regiões periféricas, morros ou afastadas do centro, mas principalmente concentrados ao longo da costa litorânea. No total, são

35.887 propriedades listadas até o momento da pesquisa, sendo 71,4% (25.657 propriedades) relativos a espaços inteiros.

Figura 12 – Mapa das locações da Airbnb na cidade do Rio de Janeiro



Fonte: Inside Airbnb (2021).

Em contrapartida, a cidade tem 550 estabelecimentos de hospedagem, que incluem hotéis históricos, hotéis de lazer, *resorts*, hotéis fazenda, cama e café (pousadas domiciliares), dormitórios e hospedarias (IBGE, 2016), o que representa cerca de 1,5% da oferta disponível na plataforma, e geralmente estão localizados em regiões próximas aos atrativos turísticos, como os bairros de Copacabana, Leme, Ipanema, Leblon, Barra da Tijuca, São Conrado, Centro, Glória, Botafogo e Flamengo. No total, 273 hotéis estão cadastrados no Cadastur⁴, na categoria meios de hospedagem.

Esse contraste foi extremamente importante durante os Jogos do Rio 2016, e a Copa do Mundo em 2014, quando a plataforma pode oferecer capacidade adicional de alojamento, que os estabelecimentos de hospedagem da cidade por si só não conseguiriam e, conseqüente, gerou impactos econômicos positivos, uma vez que em grandes eventos as cidades não comportam todos os turistas alojados apenas em hotéis das cidades sede (AIRBNB, 2016).

Há ainda muitos fatores que são atribuídos às hospedagens pela Airbnb que não têm relação com estadias em hotéis. Entre esses, Guttentag *et al.* (2017) citam a interação com os anfitriões, os espaços maiores da propriedade, o fato de poder

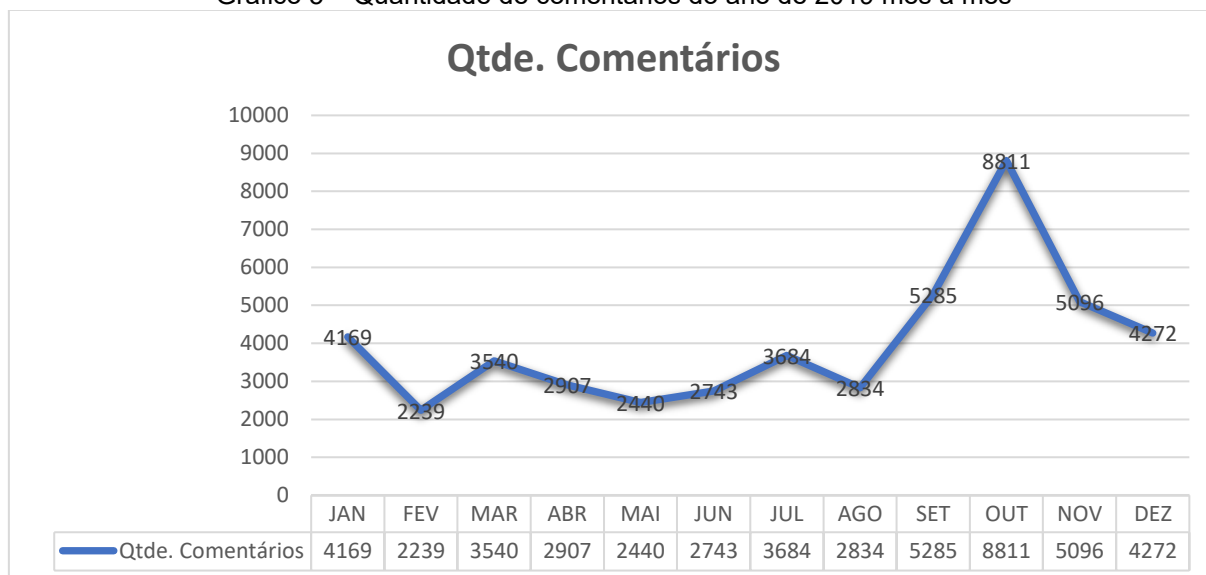
⁴ Cadastur é um sistema do Ministério do Turismo para cadastro de pessoas físicas e jurídicas que atuam no setor de turismo. (CADASTUR, 2021)

“sentir-se em casa”, receber dicas de residentes locais, gastar dinheiro com residentes ao invés de empresários, possibilidade de ficar em local mais autêntico, não convencional ou fora de áreas turísticas.

Dentre os dados disponíveis no *site* Inside Airbnb estão o número da propriedade conforme cadastrada na plataforma Airbnb, o código do anfitrião, a data, o código do usuário da plataforma, o nome do usuário e o teor dos comentários. No entanto, os dados extraídos para efeito desta análise estão contidos apenas no teor desses comentários, observando-se o critério data. Da mesma forma, somente os comentários gerados pelos hóspedes da plataforma foram utilizados, sendo o tratamento dos dados executado pela autora.

O primeiro resultado gerado no arquivo disponibilizado foi um conjunto de 252.530 comentários em diversos idiomas (INSIDE AIRBNB, 2020b). Procedeu-se, então, com os procedimentos de triagem dos dados, sendo delimitados apenas os comentários no idioma português, de 01/01 a 31/12/2019, o que reduziu o conjunto para 48.020 comentários com um *corpus* de 1.550.043 palavras. Cada comentário possui um número de referência em arquivo .TXT armazenado no *software* *Sublime Text* que será usado para identificação e facilitação na busca (Gráfico 5).

Gráfico 5 – Quantidade de comentários do ano de 2019 mês a mês



Fonte: Elaborado pela autora.

Nota-se no gráfico um aumento significativo de comentários no mês de outubro. Mas, ressalta-se que são comentários em português, na sua maioria provenientes de hóspedes brasileiros. No entanto, devemos considerar que o Rio de Janeiro é uma

cidade muito visitada por pessoas do mundo inteiro, que deixam comentários em idiomas diversos e, portanto, esse aumento destoante em relação aos demais meses do ano não é um dado relevante no contexto dessa pesquisa.

4.3 Pré-processamento de Dados

A remoção de inconsistências e a preparação dos dados é denominada mineração de texto (AGGARWAL, 2018). A mineração de texto serve para extrair informações de forma automática, a princípio desconhecidas ou ocultas, a partir de textos não estruturados de diversas origens, com a utilização dos artifícios da computação, e que a partir dela podem surgir novas proposições ou hipóteses para que seja gerada uma informação adicional com grande potencial de valor (GUPTA; LEHAL, 2009). A mineração de texto começa com o pré-processamento.

O pré-processamento dos dados foi executado manualmente por meio do aplicativo *Sublime Text* versão 3.2.2, com remoção de:

- a) caracteres especiais;
- b) espaços duplos;
- c) pontuação;
- d) acentuação;
- e) *emojis*; e
- f) transformação de letras maiúsculas em minúsculas para padronização

Em seguida, desenvolveu-se um script na linguagem *Python* com o uso da biblioteca *Gensim* para a tokenização dos dados, ou seja, transformando-os em lexemas⁵ únicos, segundo Lee e Tse (2021).

A biblioteca NLTK⁶ foi utilizada para a tokenização, por meio da identificação das frases contidas nos comentários, dividindo-as posteriormente em palavras denominadas *tokens* e atribuindo características gramaticais para cada *token* identificado. A biblioteca também identifica *tokens* irrelevantes, denominados *stopwords*. Essas palavras são retiradas da análise.

Muitas *stopwords* foram retiradas manualmente nas fases de pré-testes. Foram feitos pré-testes com uma amostra de 14.000 comentários do *corpus* total de 252.530

⁵ Palavra única que reúne um conjunto de flexões da mesma palavra morfologicamente diferentes.

⁶ NLTK é uma biblioteca de código aberto para classificação e tokenização, que tem diversos conjuntos de *stopwords* e recursos lexicais para diversos idiomas, inclusive o português, tais como preposições, artigos, pronomes e outras classes morfológicas sem semântica significativa. (www.nltk.org)

comentários, arquivo originário, que auxiliaram na identificação das *stopwords*. A cada processamento e extração de tópicos, eram verificadas as palavras irrelevantes para análise, anotadas e, na medida em que iam sendo identificadas, eram incluídas nas listas das *stopwords* em arquivo .TXT.

Os nomes próprios são muito utilizados, uma vez que na plataforma Airbnb, hóspedes e anfitriões se tratam pelo nome anunciado nos respectivos perfis. Por isso, decidiu-se que os nomes dos anfitriões, seriam incluídos nas *stopwords*. Além disso, como se tratam pelo primeiro nome, muitos seriam repetidos e, portanto, considerados irrelevantes para a pesquisa. Os nomes foram inseridos manualmente após pesquisa no site Inside Airbnb, sendo identificados pelo *link* “Listing per Host” (listagem por anfitrião). A pesquisa foi feita em cada um dos 160 bairros disponíveis no filtro (INSIDE AIRBNB, 2021) a fim de se descobrir os nomes dos anfitriões que mais hospedam na cidade e nos respectivos bairros.

Entre as *stopwords* contidas no aplicativo, onde estavam incluídos advérbios, preposições, pronomes, *emojis*, símbolos, espaços, além de nomes de bairros e nomes dos anfitriões, foram identificadas um total de 1.290 *stopwords* (Anexo 1). Com a eliminação desses termos, foi possível obter uma quantidade de *tokens* suficiente para uma análise mais apurada e a consequente identificação das variáveis pesquisadas: qualidade de serviço, satisfação e motivação, por meio da extração dos tópicos.

4.4 Método LDA (Alocação Latente de Dirichlet)

Segundo Blei, Ng e Jordan (2003, p. 993, tradução nossa) a Alocação Latente de Dirichlet (LDA) é “um modelo probabilístico generativo para coleções de dados discretos bayesianos hierárquico de três níveis, em que cada item de uma coleção é modelado como uma mistura finita sobre um conjunto subjacente de tópicos”, sendo considerado o método mais utilizado para realizar a modelagem de tópicos.

A LDA possui uma terminologia própria, onde as palavras ou termos únicos são aqui tratadas também como *tokens*. O documento, segundo Blei, Ng e Jordan (2003), é denominado saco-de-palavras⁷ (*Bag-of-Words* – BOW) que, no nosso caso, é representado pelo comentário. E o *corpus*, forma a coleção de todos os comentários.

⁷ Para o saco-de-palavras (BOW) não interessa ordem das palavras, mas a quantidade de vezes que ela aparece.

Para a formação dos tópicos, o que interessa é a quantidade de ocorrências que cada palavra aparece no comentário juntamente com o seu significado no contexto do *corpus*, que deve convergir para o mesmo sentido e, portanto, os *tokens* são agregados num mesmo tópico de acordo com sua similaridade.

O parâmetro α (alfa) da execução da LDA representa densidade do tópico, ou seja, a distribuição dos tópicos no documento, sendo quanto maior o número que é representado, maior a quantidade de tópicos e mais específica a distribuição. O parâmetro β (beta) mostra a densidade dos termos nos tópicos, ou seja, a distribuição das palavras nos tópicos, sendo que quanto mais alto o valor desse parâmetro, indica que há um maior o número de palavras em comum com outros tópicos, o que permite uma distribuição de palavras mais específica (BLEI; NG; JORDAN, 2003). No caso desta pesquisa, esses parâmetros foram automaticamente calculados pelo *software*, conforme a configuração proposta no exemplo abaixo (grifo da autora):

```
'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 75,
'bigram_config': {'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config':
{'filter_dict': True, 'no_below': 20, 'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta':
'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 5000, 'passes': 50, 'eval_every': 'None'},
'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv',
'file_stopwords': 'data/config_stopwords.json'
```

O método LDA usa um algoritmo de aprendizagem bayesiano⁸ não supervisionado para capturar dimensões específicas do teor dos comentários e, sem fazer suposições e com pouca intervenção humana, é ideal para grande volume de dados não estruturados, “criando significados mais realistas” e “permitindo fazer generalizações mais confiáveis do que estudos anteriores” como o LSI (*Latent Semantic Indexing*), por exemplo (GUO; BARNES; JIA, 2017, p. 468, tradução nossa).

Por meio da LDA é possível fazer uma generalização de indexação semântica latente probabilística (PLSI) (HOFMANN, 1999), que é a verificação da similaridade entre os termos. “Embora o trabalho de Hofmann seja um passo útil em direção à modelagem probabilística de texto, ele está incompleto, na medida em que não fornece nenhum modelo probabilístico no nível de documentos”, pois nesse método precursor “o número de parâmetros no modelo cresce linearmente com o tamanho do *corpus*, o que leva a sérios problemas de sobreajuste, e não fica claro como atribuir

⁸ A análise de dados bayesiana é um método que usa probabilidade para fazer inferências de dados e quantifica-las em dados estatísticos. (GELMAN *et al.*, 1995)

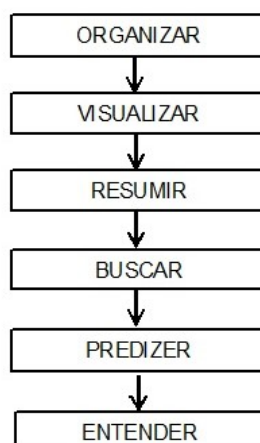
probabilidade a um documento fora do conjunto de dados” (BLEI; NG; JORDAN, 2003, p. 994, tradução nossa).

Por outro lado, o método LDA tenta descobrir estruturas em que as palavras dos comentários são captadas para formar um novo agrupamento e, em seguida, são separadas em *tokens* que se agrupam para formar os tópicos. Cada tópico forma o seu próprio agrupamento de palavras convergentes na mesma similaridade e respectivas estatísticas de ocorrências. (ZHANG, 2019b).

Dentro da modelagem de textos, cada tópico é modelado com infinitas possibilidades sobre um conjunto subjacente de probabilidades de tópicos, que irão fornecer a representação do documento (BLEI; NG; JORDAN, 2003). A vantagem da modelagem de tópicos por meio da LDA é permitir a análise de grandes volumes de textos e dados (*Big Data*) não estruturados (BLEI, 2012). Além da modelagem de tópicos, a LDA é uma técnica utilizada para a identificação de padrões, dos termos mais utilizados e a sua frequência e relevância (SANTOS; SANTOS; MOTA; BENEVENUTO; SILVA, 2018) por meio da mineração de texto e, assim, possibilitando um entendimento final.

Com a modelagem LDA, podemos também descobrir rapidamente uma mistura de tópicos e, assim, delimitar os aspectos que influenciam a satisfação dos hóspedes, a partir de um grande volume agregado de comentários, que no caso deste estudo, foram os comentários *online* dos hóspedes da Airbnb. Com isso, uma série de objetivos específicos foram alcançados, incluindo a identificação de um número ideal de atributos, de acordo com os diferentes termos/*tokens* identificados pelos comentários dos hóspedes da Airbnb (GUO; BARNES; JIA, 2017). (Figura 13)

Figura 13 – Sequência LDA



Fonte: Elaborado pela autora, segundo Blei (2012).

]

Em suma, segundo Blei (2012) a LDA trata a mistura de tópicos conferindo-lhe pesos por meio dos parâmetros, encontrando variáveis aleatórias ocultas no grande conjunto de dados. Na prática, os resultados dos algoritmos de modelagem de tópicos são organizados para, em seguida, serem visualizados numa forma resumida dentro da coleção e poderem ser usados para explorar possibilidades de análises e, assim, conseguir antever, teorizar ou fazer um prognóstico do teor de um *corpus* de grande volume de dados.

4.5 Aplicação da LDA

Com o arquivo no formato .csv, foi feita a modelagem de tópicos LDA por meio dos *softwares Gensim 3.8.3*, de livre acesso e código aberto, e *PyCharm 2020.3* versão 11.0.9, *Community Edition*, gratuita, que se utilizam da linguagem *Python 3.8*. O *PyCharm* foi escolhido não só pela gratuidade, mas porque reúne características de apoio ao desenvolvimento de novos programas para agilizar processos de análises de inteligência artificial e possui ferramentas de depuração do código da linguagem *Python*.

Uma questão importante na técnica de LDA é determinar o número de tópicos a serem extraídos (LEE; TSE, 2021). É um desafio extrair tópicos de boa qualidade que sejam claros e significativos. Isso depende da qualidade de pré-processamento do texto, da filtragem dos dados e da estratégia de encontrar o número ideal de tópicos, por meio de testes com passadas do *corpus* pelo *software*, a fim de filtrar e depurar os dados com diferentes parâmetros. “Em geral, um bom modelo terá tópicos distintos e, portanto, não sobrepostos” (LEE; TSE, 2021, p. 216, tradução nossa). Para tanto, foram executados os seguintes passos:

- a) programação de algoritmos automatizados que pudessem ler os documentos de texto e extrair automaticamente os tópicos;
- b) extração automática dos tópicos pelos comentários, após limpeza dos dados com a eliminação das *stopwords*. A cada passada com eliminação de *stopwords*, procedia-se com uma nova execução e a configuração era alterada para cada teste, até que foi escolhido o modelo mais adequado para a análise;
- c) utilização da LDA para extrair e estruturar os tópicos discutidos naturalmente, a partir do pacote *Gensim*;

- d) extração do volume e identificação da contribuição percentual de cada tópico para se ter uma ideia da importância de cada termo/*token* dentro do tópico, sendo que o *software* faz isso automaticamente;
- e) execução de pré-testes para identificar *stopwords* e eventuais erros de processamento;
- f) execução de testes para identificar o número ideal de tópicos, sendo no caso desta pesquisa executados 75 testes.

Os tópicos, que formam a coleção de palavras-chave dominantes (*tokens*) e que representam os atributos da qualidade de serviços, satisfação e motivação, foram escolhidos pelo processamento dos dados, segundo os seguintes fatores:

- a) qualidade do pré-processamento;
- b) variedade de opiniões expressas nos comentários;
- c) parâmetros de ajustes dos algoritmos: contagem mínima de palavras; limite; filtro de palavras que ocorram em menos de 20 documentos ou em mais de 50% dos documentos; α (alfa) (densidade do tópico, ou seja, a distribuição dos tópicos no documento) e β (beta) (densidade dos termos nos tópicos, ou seja, a distribuição das palavras nos tópicos), ambos de designação automática pelo *software*; tamanho do *chunksizes*; e quantidade de passadas;
- d) quantidade de tópicos alimentados para o algoritmo;
- e) verificação do índice de coerência comparativo que o *software* mostra após cada passada.

Cada agrupamento de termos em tópicos representa uma determinada proporção de *tokens* e fornece uma visão geral sobre os aspectos que influenciam a satisfação, proporcionam qualidade de serviços e promovem a motivação. E, cada tópico, como uma coleção de termos/*tokens*, representa proporcionalmente a importância do atributo, uma vez que está contido na avaliação feita pelo hóspede em seu comentário.

Depois de fornecer ao algoritmo o número de tópicos, o *software* reorganiza a distribuição dos tópicos nos documentos e a distribuição de termos nos tópicos para obter uma boa composição da distribuição dos *tokens*.

5 Análise de Resultados

5.1 Análise de Tópicos por LDA

Existem inúmeras possibilidades de delimitar os parâmetros para a escolha do modelo de tópicos para a pesquisa. Partindo do pressuposto de que cada comentário pode conter tópicos com uma determinada proporção, a LDA localiza os *tokens* e os agrupa em tópicos (SITUMORANG *et al.*, 2018; ZHANG, 2019a), fornecendo o conteúdo na forma de arquivo de texto do tipo .TXT e em HTML⁹ para a visualização por meio do pacote *pyLDAvis* da biblioteca *Gensim*.

Com a relação definitiva das *stopwords* (Anexo 1), procedeu-se à fase de testes com o arquivo dos 48.020 comentários do ano de 2019, que ajudaram na verificação dos melhores resultados dos parâmetros, com o objetivo de identificar atributos, encontrar o número ideal de tópicos, obter valores de coerência e escolher o melhor resultado. Na medida em que iam se depurando os parâmetros, o melhor tópico foi encontrado.

Os testes funcionaram como um estudo piloto para verificar qual o melhor resultado de tópicos e foram executados com vários parâmetros diferentes a fim de se encontrar o melhor valor de coerência. Foram feitos testes com diferentes parâmetros, tais como quantidades de tópicos: 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 e 20 e cada tópico com 30 termos; passadas de 10, 40, 50, 60, 80, 100, 150 e 200 vezes; *chunksize* (tamanho do pedaço) com 300, 500, 600, 810, 900, 1.000, 10.000, 25.000, 40.000 e 48.021 documentos; e contagens mínimas de palavras diferentes para processamento das informações com mínimo de 50, 100 e 200 termos, conforme exemplificado na Tabela 4. Os resultados completos dos testes estão no Anexo 3.

Tabela 4 – Exemplo de testes com diferentes parâmetros para encontrar melhor valor de coerência

TESTE LDA	# 34	# 40	# 53	# 68	# 75
Cont.Mín.	50	100	50	50	50
Limiar	150	65	441	65	441
Tópicos	10	10	10	10	10
<i>Chunksize</i>	500	10000	5000	600	5000
Passadas	50	50	40	10	50
Coerência	0.4595676622293154	0.5063091472254119	0.5279099646750136	0.4763390144586376	0.5279099646750136

Fonte: Elaborado pela autora.

⁹ Linguagem de marcação utilizada em páginas na Web.

No total, foram realizados 75 testes (Anexos 3 e 4) com passadas variadas de processamento das informações, para a visualização dos tópicos, identificação e eliminação das *stopwords*, e escolha do melhor modelo segundo o índice de coerência. A configuração escolhida foi a de número 75 (Tabela 4). Observa-se que o valor de coerência encontrado nesse teste foi igual ao do teste número 53 e, sendo esse o maior valor, a testagem foi interrompida nessa passagem. (Tabela 4)

A decisão pela escolha dos tópicos pela coerência também acontece pela interferência humana “em termos de sua interpretação e associação com um único conceito semântico abrangente” (NEWMAN; LAU; GRIESER; BALDWIN, 2010, p. 100). Portanto, um bom resultado costuma ser proveniente de tópicos com tamanhos equivalentes e bem espalhados pelos quadrantes do gráfico, evitando-se sobreposições.

Ressalta-se que que na visualização da LDA os tópicos são representados por círculos. Desta forma, os testes auxiliam na escolha dos parâmetros mais adequados para pesquisa em grande volume de dados (*Big Data*), o que facilita a decisão pelo melhor modelo a ser analisado, porque é possível visualizar cada um dos testes em HTML. Chang *et al.* (2009) aconselham julgamentos humanos para a escolha do número de tópicos. Após os testes foram escolhidos, para este estudo, o modelo de número 75 com 10 tópicos, cada um com 30 termos relevantes (Tabela 4).

Observou-se nos testes que, um menor número de tópicos facilita a análise por agregar os termos idênticos e assim conseguir fazer uma correlação. Podem ser feitas outras correlações com as palavras encontradas nos tópicos. Por exemplo, “anfitrião/anfitriã” geralmente estão ligadas a adjetivos e relacionam-se à hospitalidade, pois conferem personalidade e atitude; “apartamento/casa” ligadas a conforto ou limpeza, pois relacionam-se às condições da estadia; “localização/vista” ligadas a adjetivos ou advérbios de lugar, uma vez que relacionam-se com estação, metrô, ônibus, supermercado e outras localidades; e “vizinhança/vizinho” ligadas à silêncio ou iluminação, pois relacionam-se à segurança da estadia (JU *et al.*, 2018).

“A maioria dos trabalhos anteriores sobre a avaliação intrínseca do aprendizado de tópicos tem sido com base em resultados de perplexidade” (NEWMAN *et al.*, 2010, p. 100, tradução nossa). A perplexidade é útil para ajustar os parâmetros e escolher o modelo. O cálculo da perplexidade do modelo de linguagem revela como as probabilidades geradas refletem as chances de um cenário real. A medição da

perplexidade revela que quanto menor essa for, melhor o modelo e o poder da linguagem.

Na execução do programa, o sistema encontrou 20.948 termos únicos no dicionário, denominados *tokens*. Neste caso o dicionário é o *corpus* que agrega todos os *tokens*, ou seja, nele não há palavras com “zero” ocorrência. Destas, um total de 2.768 palavras foram tokenizadas, pois estavam dentro dos parâmetros delimitados, em que deveriam ser consideradas no mínimo 100 ocorrências das palavras no *corpus*, descartadas as palavras com ocorrência em menos de 20 documentos e ou repetida em mais de 50% dos documentos (Anexo 2). O índice de coerência gerado pelo *software* para esse resultado foi de 0.5279099646750136.

O valor de coerência mede a conexão semântica para verificar a similaridade de significados dos termos mais recorrentes dentro do tópico e “ajudam a distinguir entre os tópicos, quais são tópicos interpretáveis semanticamente e tópicos que são artefatos de inferência estatística” (LEE; TSE, 2021, p. 216, tradução nossa). Em outras palavras, é a adequação dos dados para ser combinada de forma confiável de maneiras diferentes e para usos diversificados (SIGALA *et al.*, 2019, p. 68, tradução nossa). Essa métrica vai de 0 a 1 e quanto mais próximo de 1 maior a coerência. Desta forma, os testes também foram executados para se obter o melhor índice de coerência.

O mapa no formato de quadrante (Figura 14) mostra a distância e a distribuição entre os tópicos, que estão representados pelos círculos. Quanto maior o círculo, maior a predominância dos termos nele contidos. A distância entre os círculos mostra a relação entre os tópicos. Mais distantes estão menos relacionados entre si e vice-versa. Tópicos 1 e 2 estão ligeiramente intercalados, pois alguns termos idênticos estão contidos em ambos e poderão estar relacionados.

Figura 14 – Mapa de distribuição intertópica com 10 tópicos

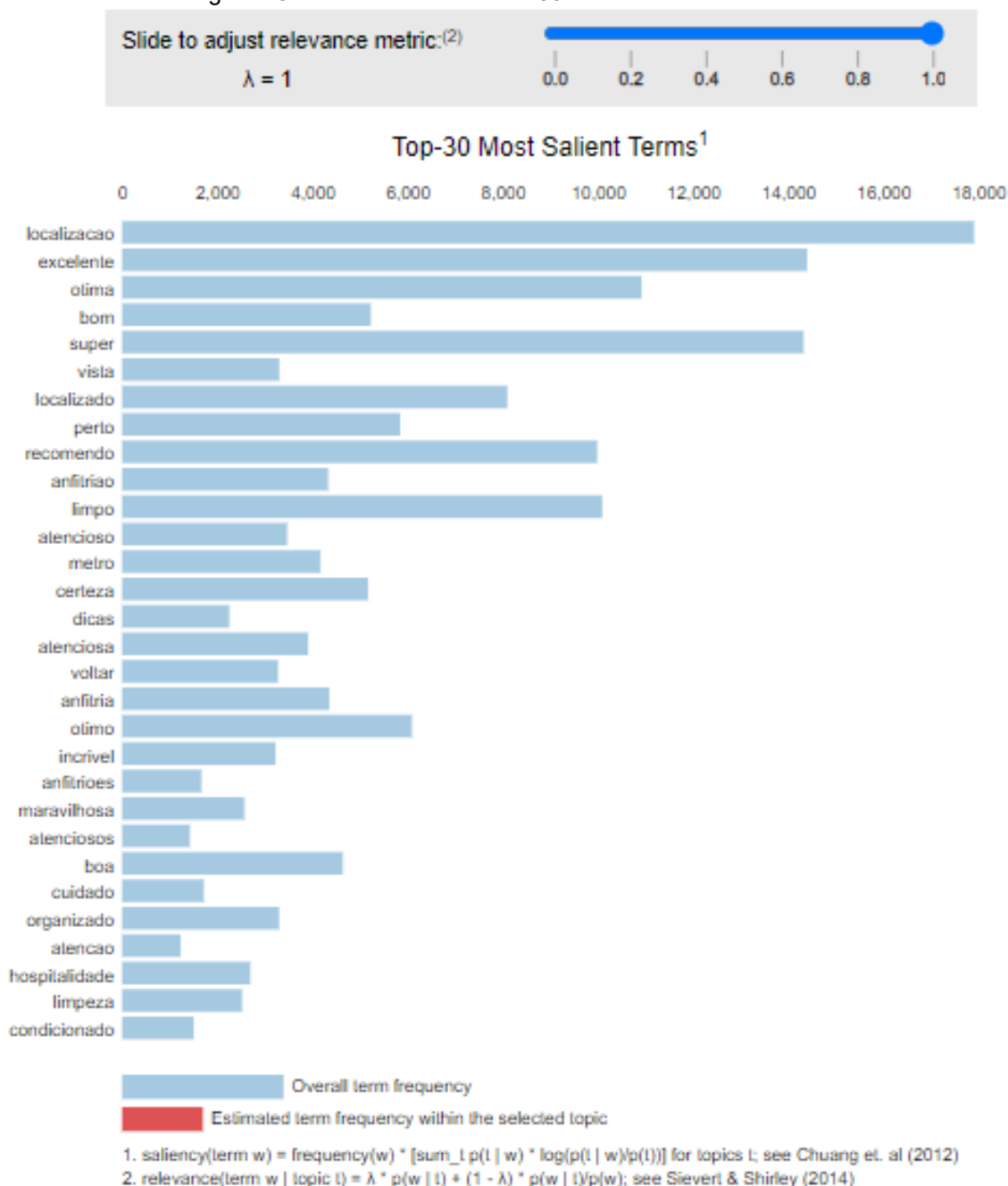


Fonte: Elaborado pela autora com o pyLDAvis.

Na Figura 15 estão os 30 termos mais recorrentes. Algumas palavras poderão estar associadas e alocadas em mais de um tópico. Quando isso acontece, o termo apresenta a faixa de cor vermelha indicando sua frequência dentro do próprio tópico

e, se o termo estiver alocado em outro tópicos, a faixa será completada na cor azul na proporção equivalente.

Figura 15 – Modelo LDA com os 30 termos mais recorrentes.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDavis*.

Embora os Tópicos 1 e 2 tenham aparecido como tópicos principais, são os únicos que estão ligeiramente sobrepostos e ambos estão associados ao espaço da propriedade. Assim sendo, uma vez que o mapa não tem outros círculos sobrepostos, o modelo foi adotado.

Um tópico em LDA se utiliza do *corpus* para distribuir os *tokens*, por critério de relevância. Para interpretar o tópico, é necessário examinar a classificação da lista de *tokens* que mais surgiram. A nomeação do tópico e a definição foi feita a partir dos 30 *tokens* mais recorrentes. Muitos *tokens* apareceram nas listas de mais de um tópico.

Na análise dos 10 tópicos apresentados na Tabela 5, apresentamos os 10 termos/*tokens* mais recorrentes em cada um deles, a nomeação do tópico e a respectiva definição.

Tabela 5 – Definição dos 10 tópicos e 10 *tokens* mais recorrentes

# TÓPICO	TÓPICO	10 TOKENS MAIS MENCIONADOS	DEFINIÇÃO
1	Instalações (Tangibilidade)	super, limpo, localização, excelente, ótima, anfitriã, recomendo, atenciosa, localizado, certeza	As evidências físicas necessárias para a prestação do serviço, como limpeza e condições das instalações aliadas à localização e atenção do(a) anfitrião são atributos para a recomendação.
2	Localização	localização, excelente, ótima, recomendo, anfitrião, atencioso, ótimo, boa, espaço, super	A localização, de maneira geral, é motivo de críticas favoráveis e é o quesito mais lembrado para a recomendação, sendo frequentemente ligada a adjetivos positivos.
3	Conformidade (Confiabilidade)	dia, antes, problema, durante, <i>check-in</i> , <i>checkout</i> , quanto, local, fotos, problemas	O <i>check-in</i> e <i>checkout</i> , assim como fotografias do local são parâmetros da confiabilidade e conformidade do anúncio e consistência do desempenho.
4	Proximidades	perto, localizado, metrô, limpo, espaço, super, bares, local, recomendo, ótimo	Localização em termos de meios de transporte e infraestrutura, abrangendo a vizinhança e região, é motivo de recomendação e satisfação.
5	Comodidades (Tangibilidade)	quarto, condicionado, cozinha, cama, banheiro, chuveiro, boa, bom, limpeza, quartos	A qualidade do espaço físico e as comodidades oferecidas.
6	Expectativa	voltar, certeza, perfeito, obrigado, maravilhoso, incrível, lá, hospedar, próxima, família	A sensação de agradecimento pela hospedagem dá ao hóspede a certeza de querer voltar, se apresentando como um aspecto motivacional e de satisfação.
7	Facilidades	localização, excelente, condomínio, frente, metrô, perto, pé, padaria, mercado, lado	A localização em termos de conveniência de acesso a estabelecimentos comerciais, que estejam muito próximos.

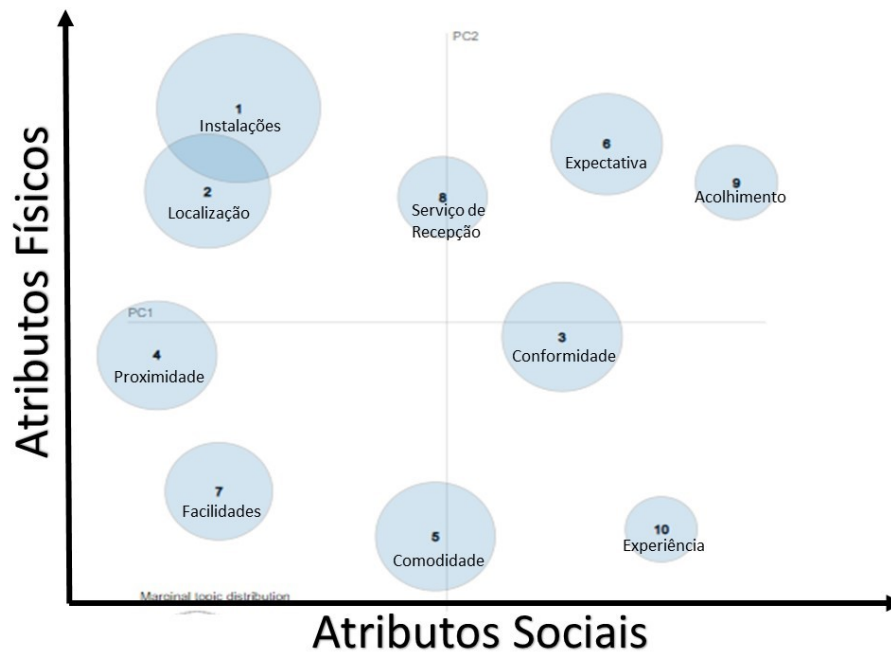
# TÓPICO	TÓPICO	10 TOKENS MAIS MENCIONADOS	DEFINIÇÃO
8	Serviço de Recepção (Garantia)	dicas, super, anfitriões, atenciosos, recomendo, ótimas, porteiros, simpáticos, funcionários, excelentes	A cortesia da equipe composta por anfitrião(ões) e outros funcionários que prestam serviço e recebem o hóspede com informações e dicas, podem inspirar confiança.
9	Acolhimento (Empatia)	atenção, cuidado, carinho, hospitalidade, detalhes, limpeza, obrigada, vontade, impecável, hospedes	A atenção individualizada, o cuidado, o carinho e outros detalhes do anfitrião para seu hóspede, geram acolhimento.
10	Experiência	vista, bom, maravilhosa, incrível, mar, gosto, gostei, frente, precisava, espetacular	Uma visão geral da experiência hedônica de hospedagem.

Fonte: Elaborada pela autora após extração pela LDA.

Nos tópicos (Tabela 5) podemos observar a prevalência de termos relacionados que indicam, em geral, aspectos positivos de determinados atributos da qualidade, como localização, conforto do espaço, fotos, limpeza, hospitalidade, instalações, vista, que são úteis para a interpretação dos tópicos.

Observando a distribuição dos tópicos nos quadrantes (Gráfico 6), podemos classificar o eixo “Y” quanto aos atributos físicos e de serviços da hospitalidade (LEHR, 2015; LOCKWOOD; JONES, 2004; PANDA; VERMA; MEHTA, 2015), tais como as “Instalações”, a “Localização”, a “Proximidade” e as “Facilidades” com menos influência dos atributos sociais; e o eixo “X” os atributos sociais (BRIDGES; VÁSQUEZ, 2016; LAMPINEN; CHESHIRE, 2016), como a “Expectativa”, o “Acolhimento” e a “Experiência” (IKKALA; LAMPINEN, 2015) com bastante influência dos atributos sociais e menos dos atributos físicos; e a “Conformidade”, as “Comodidades” e o “Serviço de Recepção” na parte centralizada do quadrante, identificando influências tanto dos atributos sociais e físicos (BRIDGES; VÁSQUEZ, 2016) nos tópicos revelados com base na modelagem dos comentários.

Gráfico 6 – Atributos da Hospitalidade



Fonte: Elaborado pela autora.

A listagem (Tabela 6) abaixo apresenta os 50 termos/*tokens* que mais aparecem nos 48.020 comentários analisados com a respectiva quantidade de ocorrências em ordem decrescente. Os *tokens* listados foram acentuados de acordo com a determinação gramatical, uma vez que para a mineração dos dados os acentos haviam sido retirados.

Verificamos que a importância da qualidade em serviços e a hospitalidade do anfitrião é claramente demonstrada na medida em que não se nota, entre as 50 palavras mais mencionadas, nenhum adjetivo de conotação negativa. Diante dessa constatação, a quantidade de menções aos termos “anfitriã”, “anfitrião” e “anfitriões”, demonstradas na Tabela 6, serão aprofundadas no próximo capítulo, nas análises de conteúdo.

Tabela 6 – Listagem dos 50 *tokens* e número de ocorrências

<i>Token</i>	#	<i>Token</i>	#	<i>Token</i>	#	<i>Token</i>	#	<i>Token</i>	#
localização	18572	local	5575	atencioso	3672	maravilhosa	2530	bares	1797
excelente	14969	certeza	5314	organizado	3396	limpeza	2443	maravilhoso	1793
super	14902	bom	5030	voltar	3277	voltarei	2392	perfeita	1778
ótima	11479	confortável	4858	vista	3130	agradável	2377	exatamente	1766
recomendo	10404	boa	4733	incrível	3118	além	2291	indico	1731
limpo	10386	aconchegante	4690	quarto	2947	dicas	2204	obrigada	1682
localizado	8226	anfitriã	4549	fotos	2947	perfeito	2142	anfitriões	1675
espaço	7159	anfitrião	4514	hospedagem	2906	voltaremos	2018	tranquilo	1656
ótimo	6307	metrô	4170	hospitalidade	2728	seguro	1912	cuidado	1627
perto	5909	atenciosa	4114	experiência	2684	comunicação	1797	espaçoso	1626

Fonte: Elaborado pela autora.

Também foram observadas a correlação entre tópicos, pois alguns *tokens* são comuns em mais de um tópico, com significâncias variadas. No caso deste estudo, a “localização” foi o aspecto mais relevante com 18.852 ocorrências. Somado a isso, considerarmos o radical “local”, temos a recorrência total de 32.813 menções (Tabela 7), o que indica a prevalência de 68,33% da palavra dentro do *corpus*. A localização, conforme achados de Joseph e Varghese (2019), é um aspecto importante para os hóspedes e costuma ser muito mencionado gerando adjetivos positivos relacionados ao atributo.

Tabela 7 – Ocorrência dos termos relacionados a “local**”

<i>Token</i>	Ocorrência
Local	5575
Localizado	8226
Localização	18572
Localidade	350
Localizações	21
Localiza	25
Localizar	24
Localizados	20
Total	32.813

Fonte: Elaborado pela autora (Anexo 2).

Essa constatação não vem apenas pela tokenização e contagem de termos executados pelo *Pycharm*, mas foi confirmada pelo aplicativo *VOSviewer*. Quando se insere todo o arquivo do *corpus* no aplicativo e se determina a configuração de parâmetro avançados de *cluster* na guia Análise no painel de ação para “Atração” com valor máximo de 10 e “Repulsa” de valor 9, obtemos um mapa de visualização de

agrupamento de *tokens* que mostra centralizado o termo “recomendo” e as ligações principais, todas relacionadas à “localização”. Cabe ressaltar que, somente os parâmetros acima foram estabelecidos, sem nenhuma outra interferência na seleção de *tokens* para o resultado obtido, o que gerou automaticamente um total de 41 *tokens*, em 5 *clusters*, com 807 *links* entre eles, visualizados pela Figura 16.



Fonte: Elaborado pela autora com aplicativo VOSviewer (2021).

Como se pode observar, para a modelagem de tópicos, no idioma português, o processo de lematização¹⁰ foi descartado, ou seja, converter uma palavra em sua palavra raiz, por exemplo: o lema da palavra “localização” é “local”. Da mesma forma, no caso da palavra “limpeza” é “limpar”, mas outras palavras podem ser provenientes do lexema “limp” (Tabela 7).

A dificuldade da lematização em LDA pode causar alguns problemas no idioma português, pois poderia acarretar uma interpretação inadequada à análise. Por outro lado, o descarte da lematização não prejudicou a fidelidade dos resultados porque o *software* de inteligência artificial consegue reconhecer pela análise de sentimento da frase. A única desvantagem é que os vários lexemas da palavra aparecem. Desta forma, a identificação dessas ocorrências foi feita por meio da análise do conteúdo manifesto, segundo Rossi, Serralvo; João (2014). Os termos foram buscados manualmente com o uso do aplicativo *Sublime Text* (Tabela 8).

¹⁰ Processo de redução de uma palavra à sua estrutura básica, agrupando e reduzindo todas as formas diferentes da palavra num único lexema.

Tabela 8 – Ocorrências da matriz “Limp” e derivações com o uso do *Sublime Text*

Termos	Número de Ocorrências
Limp (matriz)	15.146
Limpeza	2.444
Limpa(s) (excluído limpar)	1.016
Limpar	36
Limpou(s)/Limpou	10.650
Limpinho/Limpinha	517
Olimpio(a) ou Olímpio(a) (nomes próprios) Olímpiada(s)/Olímpico(s)/Paralímpico(s)/erros de grafia/ Limpio(s)/Limpia(s)/Limpado/Limpieza (espanhol misturado ao português)	483

Fonte: Elaborada pela autora.

Seguem alguns exemplos observados nos comentários em que foi atribuída uma condição positiva com as palavras “limpo(s)” ou “limpa(s)” e “limpinho(s)” ou “limpinha(s)”, com grifos da autora:

"2019-01-01; Excelente!!!! Nossa hospitalidade não poderia ter sido melhor! Tudo **muito limpo**, organizado, apartamento lindo, decorado, anfitriã super atenciosa e fácil acesso! Voltarei em breve! Recomendo demais!!" (comentário #27)

"2019-01-01; A Jaqueline foi muito simpática, atenciosa e nos recebeu super bem no check-in. O apartamento fica em uma ótima localização, ao lado do metro, com comércio bem próximos e em um bairro aparentemente seguro. A casa é bem arejada, **limpa** e silenciosa. A estadia foi maravilhosa pretendo voltar. Recomendo!" (comentário #296)

"2019-05-11; Quarto bem equipado, roupas de cama e banho **limpinhas**, impecável **limpeza** do apto. Anfitriã muito atenciosa e simpática." (comentário #13.701).

"2019-07-28; Fomos muito bem recebidos, apartamento exatamente como no anúncio, shopping pertinho, banco 24 h, farmácia, tudo perto que dá pra ir andando, praia também é próxima, todos os funcionários do prédio muito simpáticos e educados, toalhas e lençóis **limpinhos** e cheirosos, adoramos a Mari (a cachorrinha) e os gatinhos, ficamos por pouco tempo mas voltaremos em breve." (comentário #21.245)

No entanto, o mesmo não acontece com o verbo “limpar” e o substantivo “limpeza” podem estar numa conotação positiva ou negativa. Seguem alguns exemplos, com grifos da autora:

"2019-12-10; **O apartamento é ótimo**. Super **bem localizado** com ótima vizinhança. Muita tranquilidade. Só teria a **reclamar da poeira** no quarto, na prateleira e detalhes do armário. Tivemos que **limpar** tudo e mesmo assim tive **rinite** alérgica todos os dias e meu companheiro **dermatite** forte decorrente de muito **ácaro**. Para quem não é sensível a isso, não há problema." (comentário #45.163)

"2019-01-15;" **NÃO RECOMENDO!** Mais uma **decepção** com o proprietário e com o Airbnb. O Apartamento estava todo **sujo** de areia, sabonetes de outros hóspedes espalhados no box do

banheiro e na pia...parece que **não limpavam** quando chegamos. No anúncio diz ""Flat todo equipado"", quando na verdade não tinha panelas (tivemos que comprar), sendo que o imóvel tem ""cook top"" que é um fogão pequeno (2 bocas). Quando fechei a hospedagem imaginamos que realmente tivesse tudo, levei comida de SP pra poder economizarmos na viagem, e quando questionei o proprietário ele foi grosseiro, dizendo que poderia comprar umas panelas ""mais em conta"", visto que ""flat todo equipado"" subintende-se que são: ar cond, talheres, prato e televisão. Fala sério! A economia que buscava não aconteceu, tivemos que comprar panelas, o proprietário não quis ajudar e ainda foi arrogante. O app recomenda que todas as informações sejam passadas, e nada seja ocultado. **NÃO RECOMENDO! NÃO RECOMENDO!**" (comentário #2.356)

"2019-04-22; O **ponto positivo** sem dúvida é a **localização**, bem perto da rua Olegário Maciel, famosa na Barra por seus bares transados e bem frequentados, além de perto da praia. Porém o **ponto negativo** sem dúvida é a **limpeza**, perdemos meio dia de nossa hospedagem para **limpar** o local que não estava agradável para ficar, com mau cheiro, limpamos banheiro, cozinha e filtros do ar condicionado." (comentário #12.005)

"2019-06-16; Levem suas toalhas, travesseiros, roupa de cama, farnel, água, tapete para o banheiro, repelente de mosquito ou tela para a janela já que não tem ar condicionado, e se possível uma vassoura e pano para **limpar** o chão e interior do armário." (comentário #16.356)

"2019-10-06; O espaço realmente **cumpr**e com as **expectativas** quanto a localização. Contudo, o apartamento parecia inabitado a muito tempo e sem cuidado. Encontramos teias de aranha e muita **sujeira** por toda a casa. A geladeira estava tão **suja** que precisamos jogar comida podre fora e forrar para conseguirmos utilizar, sem falar em panelas **sujas** guardadas. O banheiro estava completamente **imundo**, e assim que chegamos foi preciso **limpar** para conseguir utilizar. Se você não se importa com isso, acho que é realmente bem localizado e com um preço acessível." (comentário #31.963)

"2019-12-30; Só tenho a **elogiar** o Rodrigo e sua equipe. Recomendo a todos a conhecer a hospedagem. A Localização, a **limpeza**, o atendimento, enfim, não tenho palavras. Já estou me programando para voltar ainda dentro do verão. Parabéns." (comentário #47.928)

"2019-12-31; **Excelente** apartamento e áreas comuns do condômino excelente, tudo com um toque especial, questão de **limpeza** nem se fala." (comentário #47.972)

"2019-12-31; Anfitriã extremamente receptiva, agradável e disposta em tornar a estadia maravilhosa! Nota 100000. **Limpeza** e localização **excelente**, com bares e restaurantes bem próximos, em um ambiente seguro!!!" (comentário #48.007)

"2019-01-01; **Não recomendo**. A localização é excelente, uma rua da praia, mas a **limpeza** do imóvel **deixou muito a desejar**. Anfitrião deixou **lixeriras com lixo**, sabonete usado no banheiro, piso sujo, roupa de cama usada e queimada de cigarro. Toalhas queimadas de cigarro e com pedaço de tinta. Roupa no varal. Cortina do banheiro com **lodo**. Travesseiros com muito **odor de suor e manchas**. Tudo impregnado por **odor** de cigarro (no anúncio não havia a descrição de fumante). Cama com uma tábua e uma capa de colchão (Seria ortopédica). Colchão solteiro extremamente **sujo, manchado**. Ar condicionado não gela, somente ventila. Fotos completamente maquiadas no site." (comentário #55)

Como observamos, a limpeza, conforme achados de Joseph e Varghese (2019, p. 151, tradução nossa) continua sendo mais um aspecto importante nas propriedades compartilhadas, sendo "um desafio operacional para os anfitriões. Situmorang *et al.* (2018) também concluíram que a limpeza é a variável que mais afeta a satisfação.

Para aprimorar a análise, foram necessários criar bigramas e trigramas para modelagem dos tópicos. Bigramas são duas palavras que ocorrem frequentemente

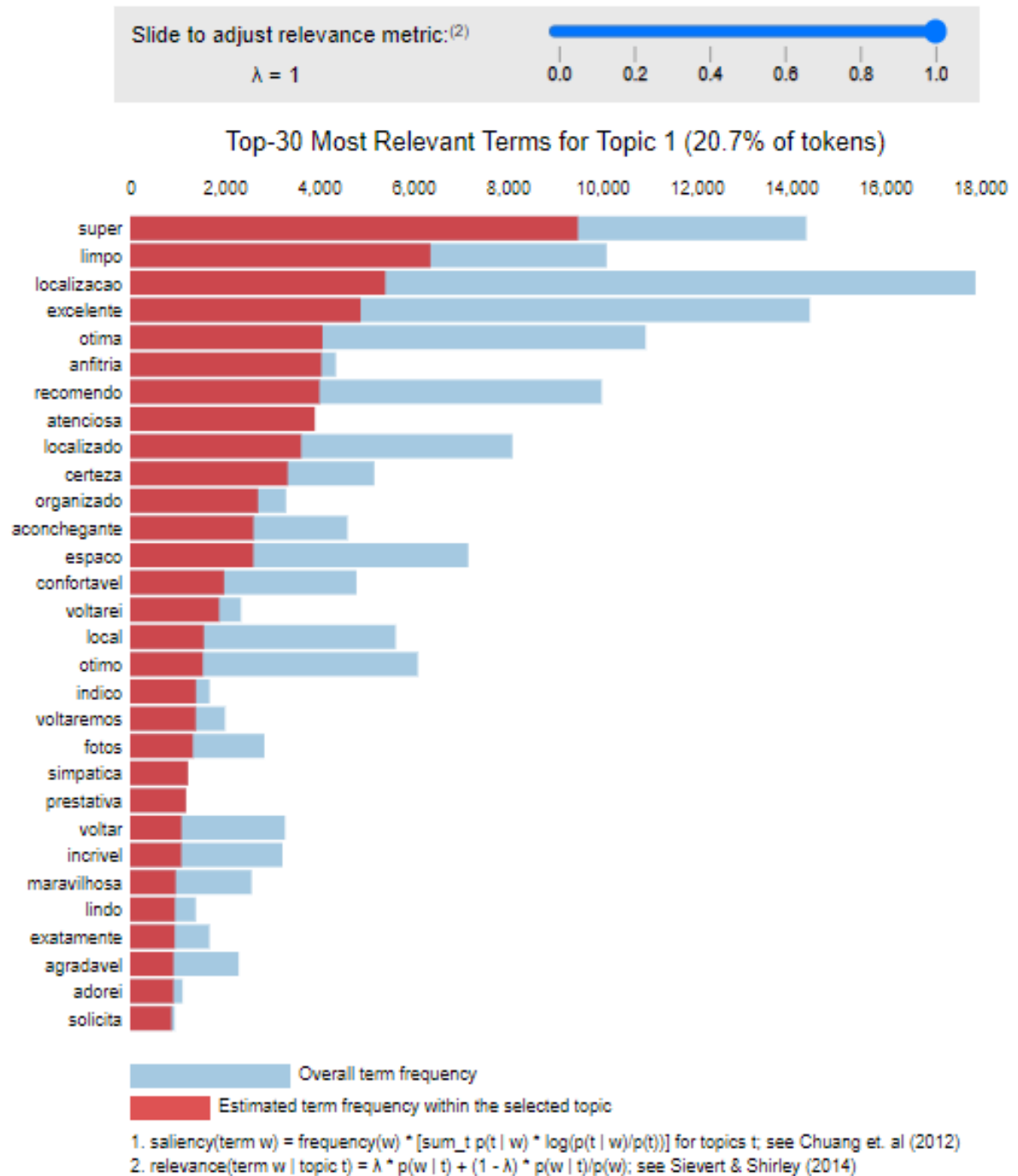
juntas no documento. Trigramas são três palavras que ocorrem com frequência. Alguns exemplos de bigramas e trigramas são: 'senti_casa', 'certeza_voltar', 'deu_dicas', 'vale_pena', 'voltar_mais_vezes', 'excelente_custo_beneficio', etc. O modelo de frases da biblioteca *Gensim* pode construir e implementar os bigramas, trigramas, quadrigramas e até outros. Nos tópicos veremos alguns deles entre os 30 *tokens* mais recorrentes.

Quando um termo/*token* pertencer a mais de um tópico, será sinalizado na tabela para que se saiba que a probabilidade excede um limite específico e ressalta a atribuição também relevante de um *token* em um determinado tópico. O resultado mostrou ainda que os tópicos, cujos *tokens* não podem ser identificados, têm distribuição relativamente pequena entre todos os documentos. Isso indica que os hóspedes falam relativamente menos sobre esses termos ou dimensões (esses termos, portanto, poderiam ser ignorados).

Existem alguns termos que não são mencionados em alguns tópicos porque as palavras contribuintes não se conectam entre si. As palavras de representação dos tópicos não necessariamente foram escolhidas porque estão expressas nele, mas porque o representam.

O Tópico 1 (Figura 17), "Instalações", apresenta 20,7% dos *tokens*. Esse tópico, que Parasuraman, Berry e Zeithaml (1991) chamariam de "tangibilidade" é a constatação de que as evidências físicas necessárias para a prestação do serviço, como limpeza e condições das instalações aliadas à localização e atenção da anfitriã são atributos para a recomendação. Entre os termos relacionados ao atributo "instalação", destacamos "espaço", "local" e "fotos" e os adjetivos a eles ligados tais como: "super", "limpo", "organizado", "excelente", "ótima", "aconchegante", "confortável", "exatamente", "incrível", "maravilhosa", "lindo" e "agradável".

Figura 17 – Tópico 1: *tokens* relacionados às condições das instalações.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDAvis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 1, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 9).

Tabela 9 – Tópico 1 “Instalações”: termos e índices de relevância por tópico

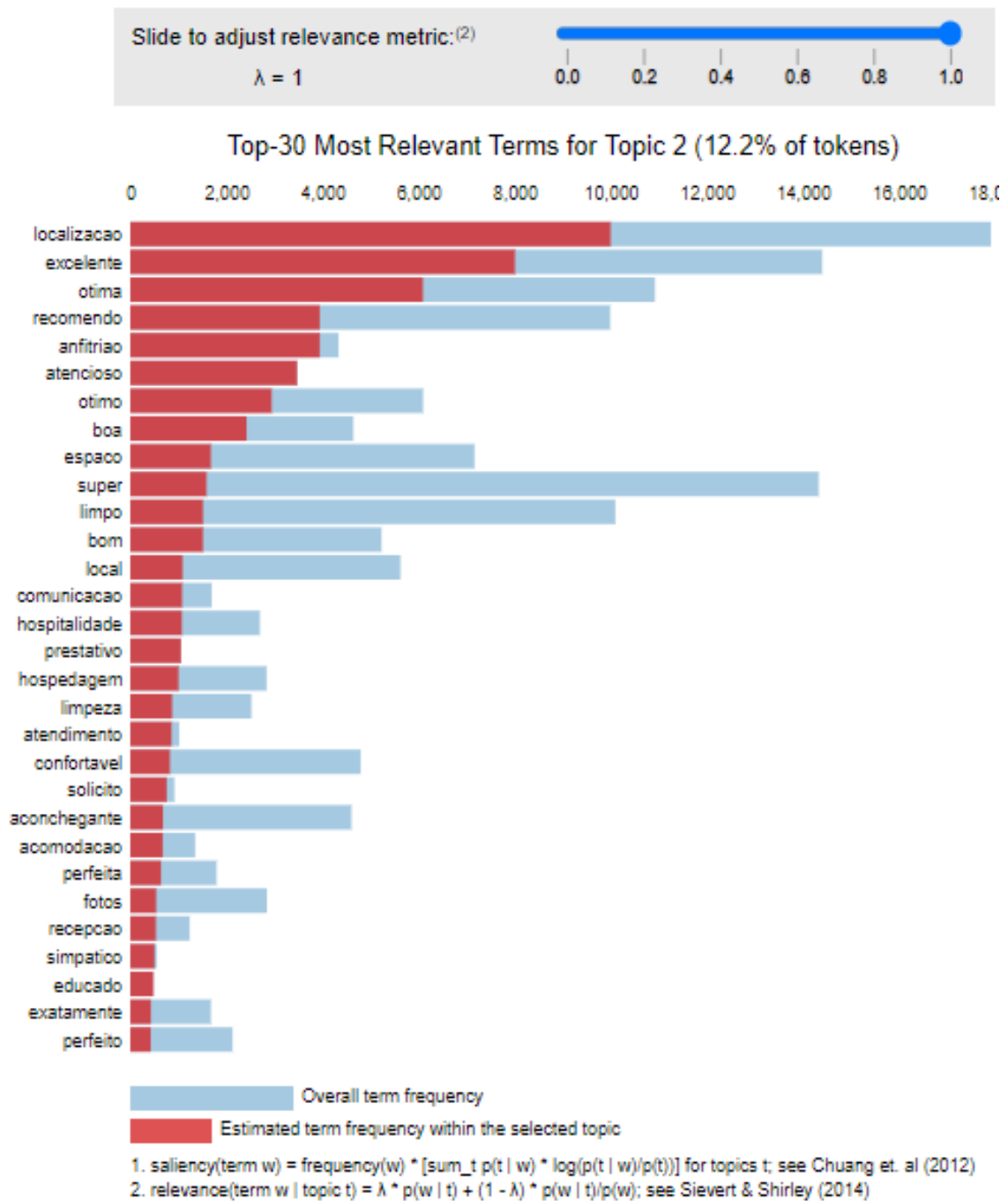
TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
limpo	0.067	X	X		X	X					
localização	0.045	X	X			X		X			
super	0.038	X	X		X					X	
excelente	0.035	X	X						X		
ótima	0.029	X	X						X		
anfitriã	0.029	X		X							
recomendo	0.028	X	X		X					X	
atenciosa	0.028	X									
localizado	0.026	X			X	X					
certeza	0.024	X							X		

Fonte: Elaborada pela autora.

O Tópico 2 “Localização” (Figura 18) apresenta 12,2% dos *tokens*. Esse tópico é a constatação de que a localização, local e espaço são itens importantes e motivos de críticas favoráveis, sendo quesitos lembrado para a recomendação. Para Guttentag *et al.* (2017) esse também é um fator motivacional. Segundo achados de Panda, Verma e Mehta (2015) e Lehr (2015), a localização é um dos fatores que influenciam o poder decisório do hóspede, tanto na escolha quanto no momento da avaliação da estadia. A atitude e a pressão social desse comportamento influenciam a escolha (AJZEN, 1991; AJZEN; DRIVER, 1992) e têm implicações na satisfação dos hóspedes (GIRARD; GARTNER, 1993) além da qualidade de serviços no contexto da localização (ERT; FLEISCHER; MAGEN, 2016; GUTTENTAG; SMITH, 2017).

Verifica-se que no tópico são encontrados ainda os adjetivos positivos: "excelente", "ótima", "ótimo", "boa", "bom", "super", "confortável", "perfeita", "perfeito" e "exatamente" demonstrando a importância dos atributos "localização", "local", "hospedagem", "acomodação", e "recepção" para os hóspedes (Figura 18).

Figura 18 – Tópico 2: *tokens* relacionados à localização da propriedade.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDAvis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 2, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 10).

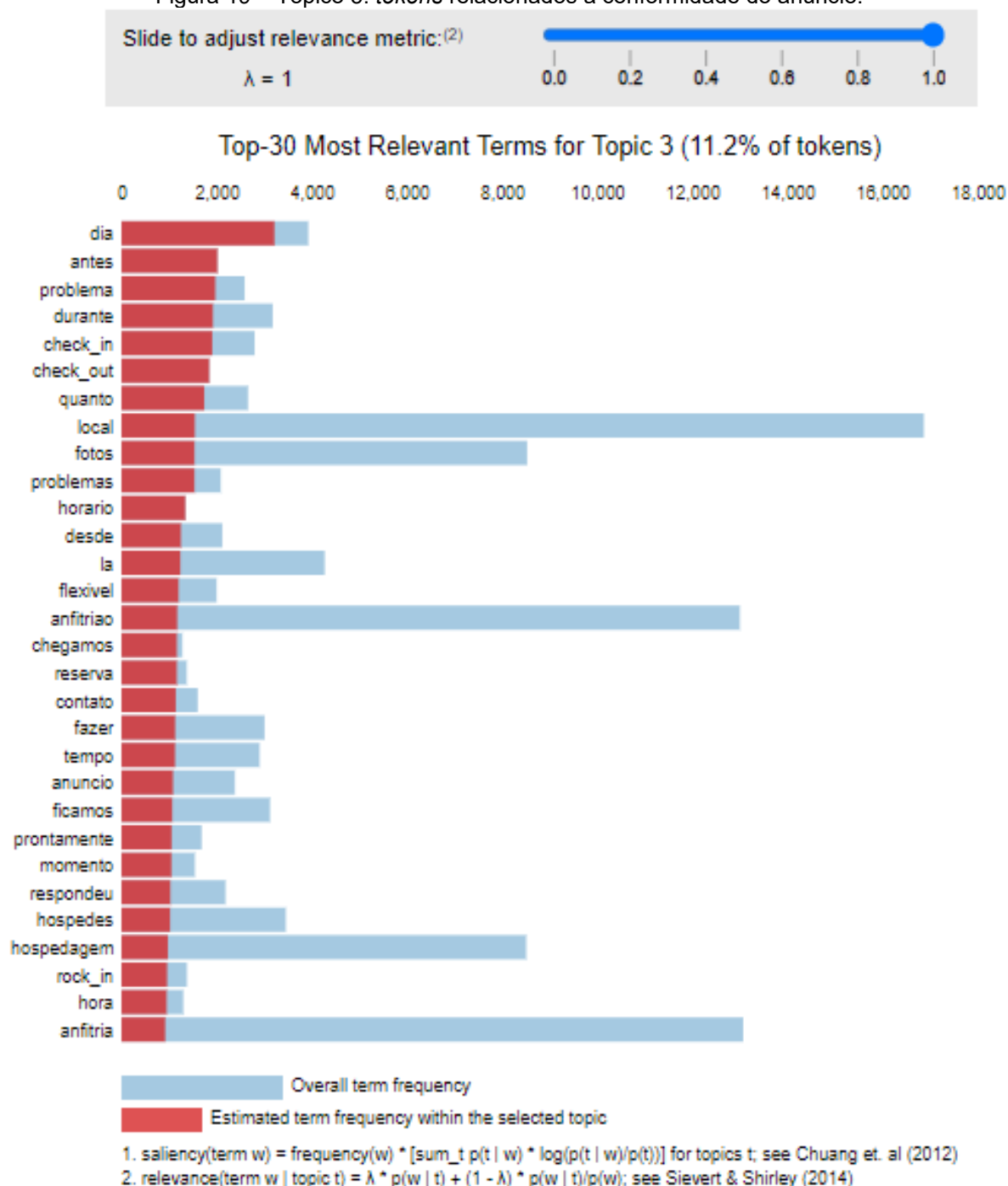
Tabela 10 – Tópico 2 “Localização”: termos e índices de relevância por tópico

TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
localização	0.120	X	X			X		X			
excelente	0.096	X	X					X			
ótima	0.073	X	X					X			
recomendo	0.047	X	X		X				X		
anfitrião	0.047		X	X							
atencioso	0.042	X	X		X	X		X			
ótimo	0.035	X	X			X		X	X		
boa	0.029	X	X			X		X	X		
espaço	0.020	X	X		X	X	X				X
super	0.019	X	X		X				X		

Fonte: Elaborada pela autora.

O Tópico 3, “Conformidade”, que Parasuraman, Berry e Zeithaml (1991) chamam de “confiabilidade” apresenta 11,2% dos *tokens*. Esse tópico é a constatação de que os termos “check_in”, “check_out”, “fotos”, “horário”, “reserva”, “contato”, “hospedagem”, “flexível”, “hóspedes”, “respondeu”, indicam os parâmetros da confiabilidade e conformidade do “anúncio”, também mencionado entre os termos e, conseqüente, a consistência do desempenho da propriedade (Figura 19). Os termos “dia”, “antes”, “durante”, “quanto”, “desde”, “tempo”, “prontamente”, “momento”, “hora” e “problema”, indicam que os parâmetros da conformidade são medidos com base em tempo e podem estar sujeitos descumprimentos que geram satisfação ou insatisfação, dependendo do contexto da ocasião. A qualidade de serviço é alcançada quando as expectativas estão em conformidade com o que se espera ter atingido (LEWIS; BOOMS, 1983). Os problemas que surgem da não conformidade, demonstrados por sentimentos negativos de insatisfação dos hóspedes, denotam experiências frustrantes e devem ser alvo de estratégias para melhoria dos serviços prestados (MEDEIROS; GOSLING; VERA, 2015).

Figura 19 – Tópico 3: *tokens* relacionados à conformidade do anúncio.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDAvis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 3, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 11).

Tabela 11 – Tópico 3 “Conformidade”: termos e índices de relevância por tópico

TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
dia	0.014			X			X				
antes	0.009			X							
problema	0.009			X		X					
durante	0.008	X		X	X		X		X		
check_in	0.008	X	X	X							
check_out	0.008			X							
quanto	0.008			X			X		X		
local	0.007	X	X	X	X		X	X	X		X
fotos	0.007	X	X	X		X		X			
problemas	0.007			X		X					

Fonte: Elaborada pela autora.

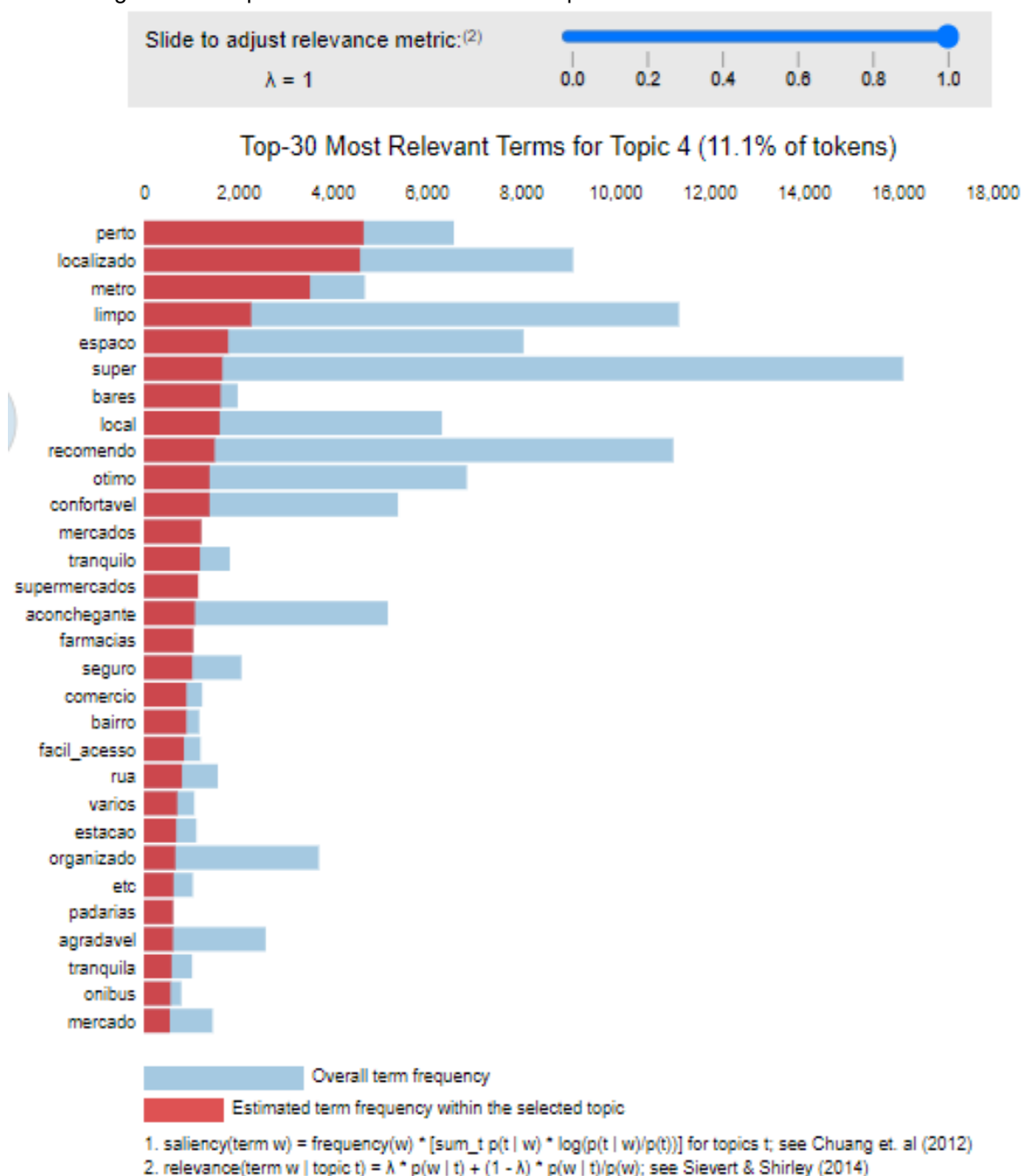
O tópico 4 (Figura 20), “Proximidades”, tem 11,1% das palavras mais relevantes e a marcação em vermelho sinaliza a frequência dentro do tópico. Percebe-se que este tópico está muito relacionado às proximidades da localização da propriedade e a facilidade de acesso, tais como os sistemas de transporte e outros estabelecimentos próximos ao local, que são motivos de recomendação e satisfação.

Tal qual o tópico 2 “Localização”, este tópico envolve processos de atividades de serviços, que podem estar relacionados a infraestruturas e o consumidor, ao usufruir do direito de usar o serviço adquirido, pode obter satisfação (GRÖNROOS, 1978). A localização e as facilidades de acesso nas proximidades são atributos e diferenciais importantes no comparativo à escolha de hotéis (GUTTENTAG; SMITH, 2017), geralmente bem localizados. Por isso, passa a ser um fator considerado pelo hóspede no momento da avaliação pós estadia, quando este consegue obter um mesmo atributo em uma acomodação que não seja hoteleira.

Muito embora hotéis em cidades turísticas costumam ser localizados próximos dos atrativos, no caso da Airbnb a localização está relacionada à facilidade de acesso, como transporte público e estabelecimentos comerciais, uma vez que as acomodações estão espalhadas por todos os bairros da cidade. Os termos “perto”, “localizado”, “metrô”, “espaço”, “bares”, “local”, “mercados”, “supermercados”, “farmácias”, “seguro”, “comércio”, “bairro”, “facil_acesso”, “rua”, “estação”, “padarias”, “ônibus”, “mercado” e “etc”. Difere-se, portanto, do Tópico “localização”, uma vez que aponta locais mais especificadamente sugerindo que o hóspede está realmente perto

do endereço onde se está hospedado. O tópico também se relaciona à sensação de segurança, expressos pelos termos "tranquilo", "tranquila" e "seguro". (Figura 20)

Figura 20 – Tópico 4: *tokens* relacionados às proximidades e facilidade de acesso.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDAvis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 4, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 12).

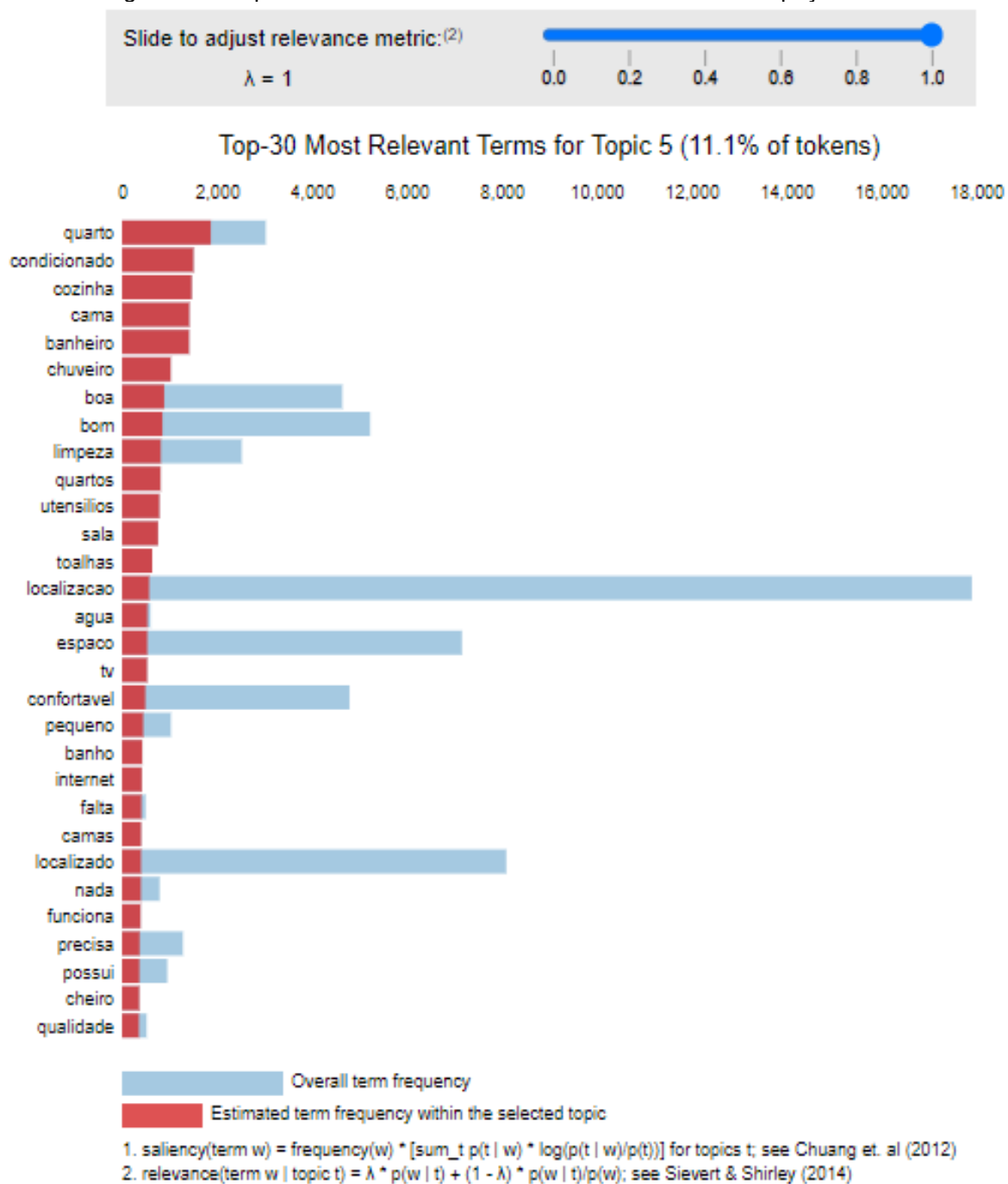
Tabela 12 – Tópico 4 “Proximidades: termos e índices de relevância por tópico

TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
perto	0.055	X			X			X			
localizado	0.054	X			X	X					
metrô	0.041				X			X			
limpo	0.027	X	X		X						
espaço	0.021	X	X		X	X	X				X
super	0.020	X	X		X				X		
bares	0.019				X			X			
local	0.019	X	X	X	X		X	X	X		X
recomendo	0.018	X	X		X				X		
ótimo	0.016	X	X		X	X		X			

Fonte: Elaborada pela autora.

O tópico 5 (Figura 21), “Comodidades”, tem 11,1% dos *tokens* mais relevantes e a marcação em vermelho sinaliza a frequência dentro do tópico. Percebe-se que este tópico está relacionado à estadia e a qualidade do espaço físico, bem como as comodidades oferecidas. Este é mais um tópico ligado à tangibilidade, segundo Parasuraman, Zeithaml e Berry (1988) onde as evidências físicas ou outros recursos ligados à infraestrutura do espaço são os itens observados pelo hóspede nas avaliações de prestação do serviço. Os termos "quarto", "quartos", "condicionado", "cozinha", "cama", "banheiro", "chuveiro", "utensílios", "sala", "toalhas", "água", "espaço", "tv", "banho", "falta", "internet", e "camas" associam as experiências do anfitrião com relação e essas comodidades. Os termos positivos "boa", "bom", "limpeza", "confortável", assim como os negativos, "pequeno", "nada", "funciona", "cheiro", além de "precisa" e "qualidade", expressam os critérios de avaliação dos hóspedes. (Figura 21)

Figura 21 – Tópico 5: *tokens* relacionados às comodidades dos espaços físicos.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDavis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 5, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 13).

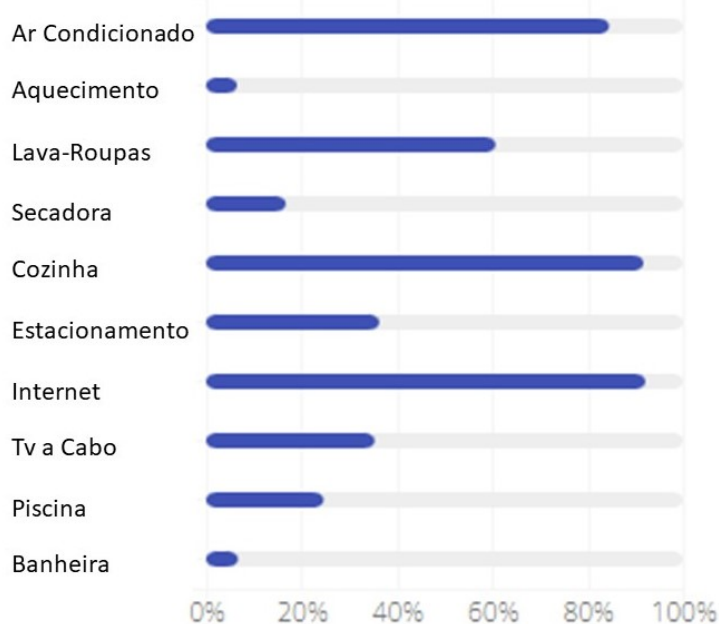
Tabela 13 – Termos e índices de relevância por tópico

TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
quarto	0.025	X			X	X			X	X	X
condicionado	0.020					X					
cozinha	0.019					X					
cama	0.019					X					
banheiro	0.019					X					
chuveiro	0.014					X					
boa	0.012	X	X			X		X	X		
bom	0.011		X			X					X
limpeza	0.011		X	X		X				X	
quartos	0.011					X					

Fonte: Elaborada pela autora.

Observam-se no Gráfico 7 as comodidades mais anunciadas nas propriedades do Rio de Janeiro, ressaltando-se que algumas delas foram identificadas nos tópicos, como “ar condicionado”, com 1529 ocorrências; “cozinha” com 1458, e “tv a cabo” com 185. As demais, como “aquecimento”, têm 25 ocorrências no total, “lava-roupas” com 207, secadora com 106, “estacionamento” com 202, “internet” com 410, “piscina” com 764 e banheira com 37 (Anexo 2). Isso significa que a comodidade tem a importância como benefício relevante no site, mas não são tão lembradas no momento da avaliação, a não ser que apresentem problema, uma vez que as palavras “cheiro”, “nada funciona”, “falta”, “pequeno” e “precisa” também aparecem de forma relevante entre os 30 termos mais mencionados no tópico.

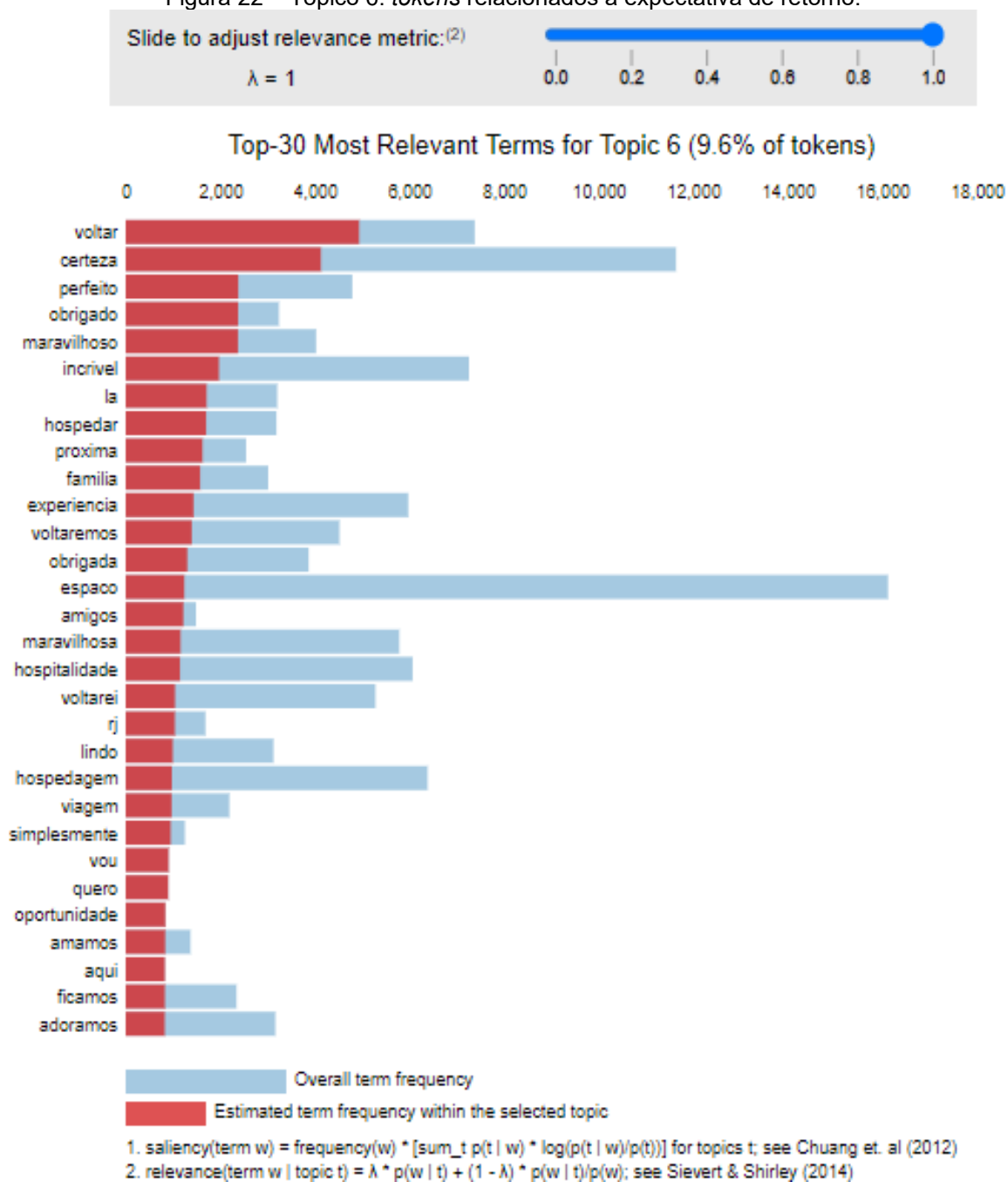
Gráfico 7 – Comodidades anunciadas nas propriedades do Rio de Janeiro.



Fonte: Diagramado e traduzido pela autora com base no AirDNA, 2021.

O tópico 6 (Figura 22), “Expectativa”, tem 9,6% dos *tokens* mais relevantes e a marcação em vermelho sinaliza a frequência dentro do tópico. É consenso entre vários autores que a qualidade de serviço é percebida pela diferença da expectativa e a percepção da experiência do consumidor (BURNKRANT; COUSINEAU, 1975; DEUTSCH; GERARD, 1955; GRÖNROOS, 1984; LEWIS; BOOMS, 1983; LIANG; CHOI; JOPPE, 2018; OLIVER; 1980, 2015; PARASURAMAN; ZEITHAML; BERRY, 1988). Portanto, se a expectativa for superada, o consumidor é motivado pela intenção de retornar ou recomendar o local.

Nesse sentido, percebe-se que este tópico está relacionado à sensação de agradecimento pela hospedagem, o que dá ao hóspede a certeza de querer voltar, demonstrando um aspecto motivacional, principalmente observado em adjetivos positivos, e verbos no infinitivo e nos tempos presente e futuro. Essa sensação está expressa nos termos mais recorrentes no tópico, a saber: "voltar", "certeza", "perfeito", "obrigado", "maravilhoso", "incrível", "hospedar", "próxima", "família", "experiência", "voltaremos", "obrigada", "espaço", "amigos", "maravilhosa", "hospitalidade", "voltarei", "lindo", "hospedagem", "viagem", "simplesmente", "quero", "oportunidade", "amamos" e "adoramos". (Figura 22)

Figura 22 – Tópico 6: *tokens* relacionados à expectativa de retorno.

Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDAvis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 6, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 14).

Tabela 14 – Tópico 6 “Expectativa”: termos e índices de relevância por tópico

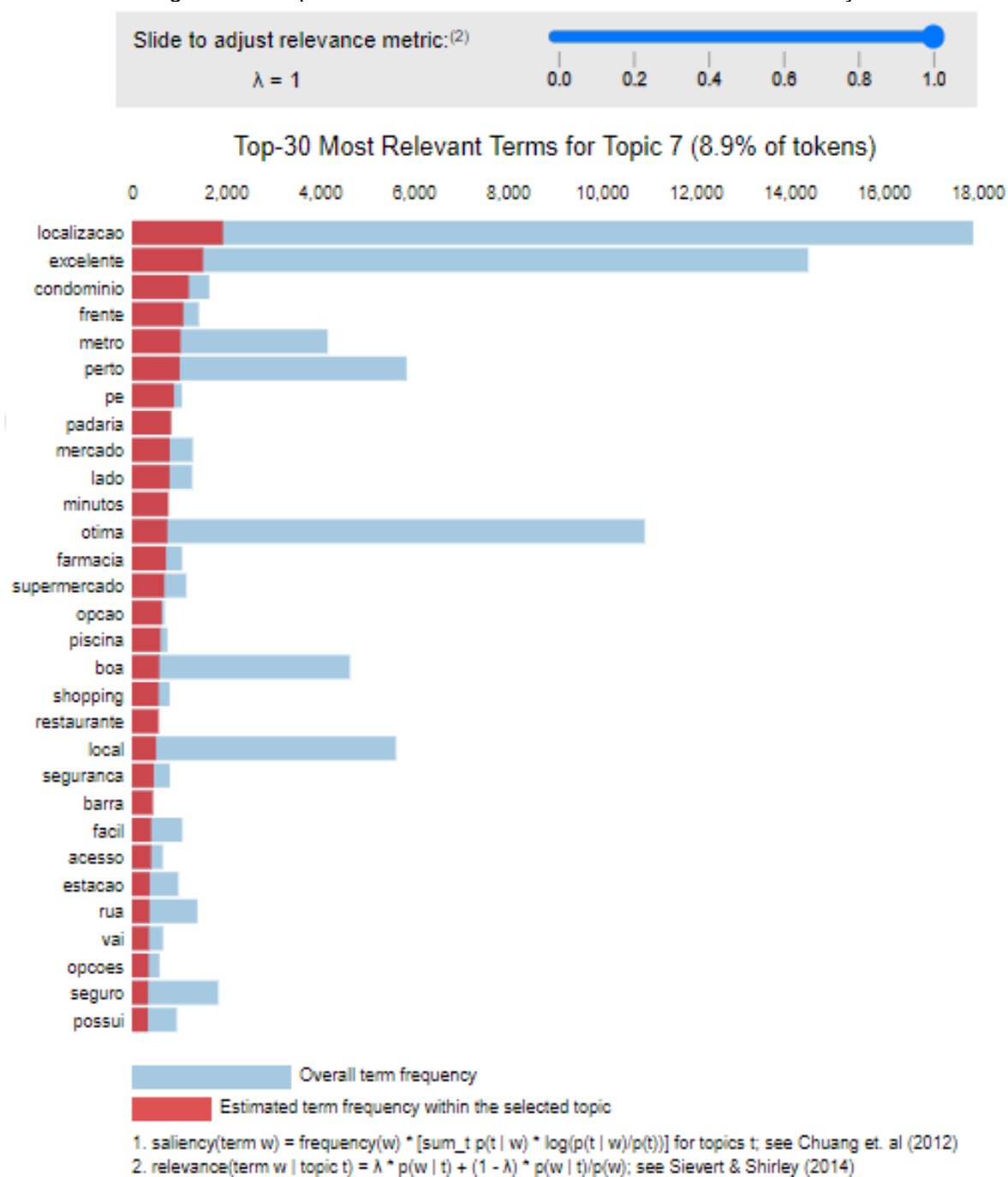
TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
voltar	0.034	X					X				
certeza	0.028	X					X				
perfeito	0.016	X	X		X		X				
obrigado	0.016		X				X			X	
maravilhoso	0.016	X			X		X				
incrível	0.013	X					X			X	X
lá	0.012	X		X	X		X				
hospedar	0.012	X			X		X		X		
próxima	0.011				X		X	X			
família	0.011	X					X	X	X	X	

Fonte: Elaborada pela autora.

O tópico 7 (Figura 23), “Facilidades”, tem 8,9% dos *tokens* mais relevantes e a marcação em vermelho sinaliza a frequência dentro do tópico. A infraestrutura do entorno e da vizinhança é um atributo importante no critério de avaliação do hóspede, além de uma vantagem competitiva (GUTTENTAG; SMITH, 2017). O fator vizinhança reflete também a percepção de autenticidade do local (KIATKAWSIN; SUTHERLAND; KIM, 2020, GUTTENTAG; SMITH, 2017) e na experiência com a acomodação (LIANG; CHOI; JOPPE, 2018).

A Figura 23 demonstra o quanto o hóspede considera importante a conveniência da localização em termos de estabelecimentos comerciais e infraestrutura presente na vizinhança, bem como a segurança. Esses são os termos mais frequentemente mencionados, expressos pelos termos "localização", "excelente", "condomínio", "frente", "metrô", "perto", "pé", "padaria", "mercado", "lado", "minutos", "ótima", "farmácia", "supermercado", "opção", "piscina", "boa", "shopping", "restaurante", "local", "segurança", "fácil", "acesso", "estação", "rua", "opções" e "seguro".

Figura 23 – Tópico 7: *tokens* relacionados às facilidades da vizinhança.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDAvis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 7, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 15).

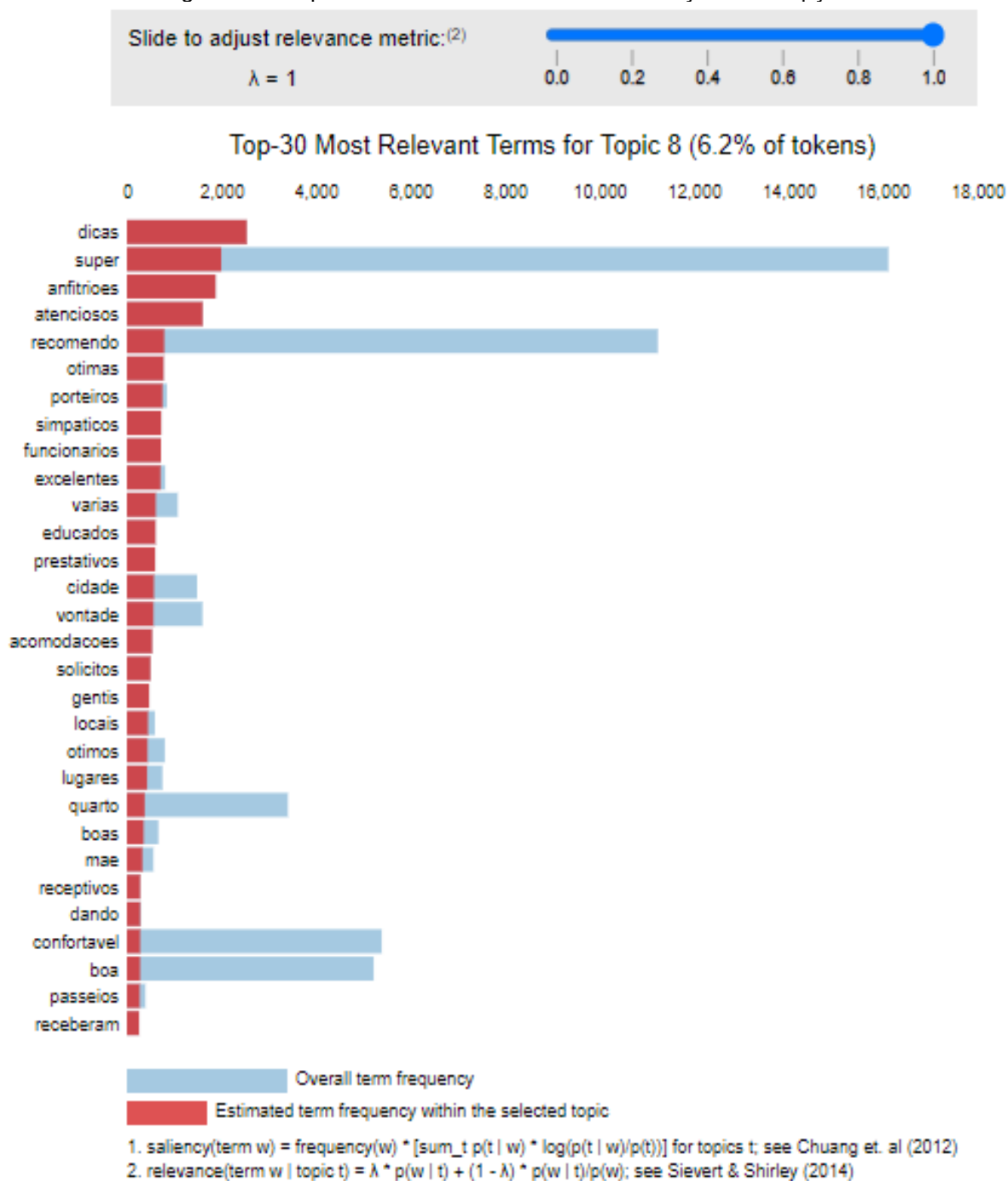
Tabela 15 – Tópico 7 “Facilidades”: termos e índices de relevância por tópico

TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
localização	0.032	X	X			X		X			
excelente	0.025	X	X					X			
condomínio	0.020	X						X	X		
frente	0.018					X		X			X
metro	0.017				X			X			
perto	0.017	X			X			X			
pé	0.015				X			X			
padaria	0.014							X			
mercado	0.013				X			X			
lado	0.013				X			X			

Fonte: Elaborada pela autora.

Na sequência, a Figura 24 ressalta o Tópico 8, onde aparecem adjetivos positivos como “atenciosos”, “simpáticos”, “prestativos”, “educados”, “solícitos”, “gentis” e “receptivos”, relacionados exclusivamente ao tópico, ou seja, sem correlação com os demais tópicos. Esses atributos, denominados por Parasuraman, Berry e Zeithaml (1991) de “assurance” ou “garantia” estão associados à cortesia da equipe composta por anfitriões e outros funcionários que prestam serviço e recebem o hóspede com informações e dicas, podem inspirar confiança. É importante ressaltar que a hospitalidade desses funcionários que costumam receber o(s) hóspede(s) e que, muitas vezes, têm mais convivência com ele(s) que o próprio anfitrião, de forma que este tópico recebeu a denominação “Serviço de Recepção”.

Figura 24 – Tópico 8: *tokens* relacionados aos serviços de recepção.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDAvis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 8, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 16).

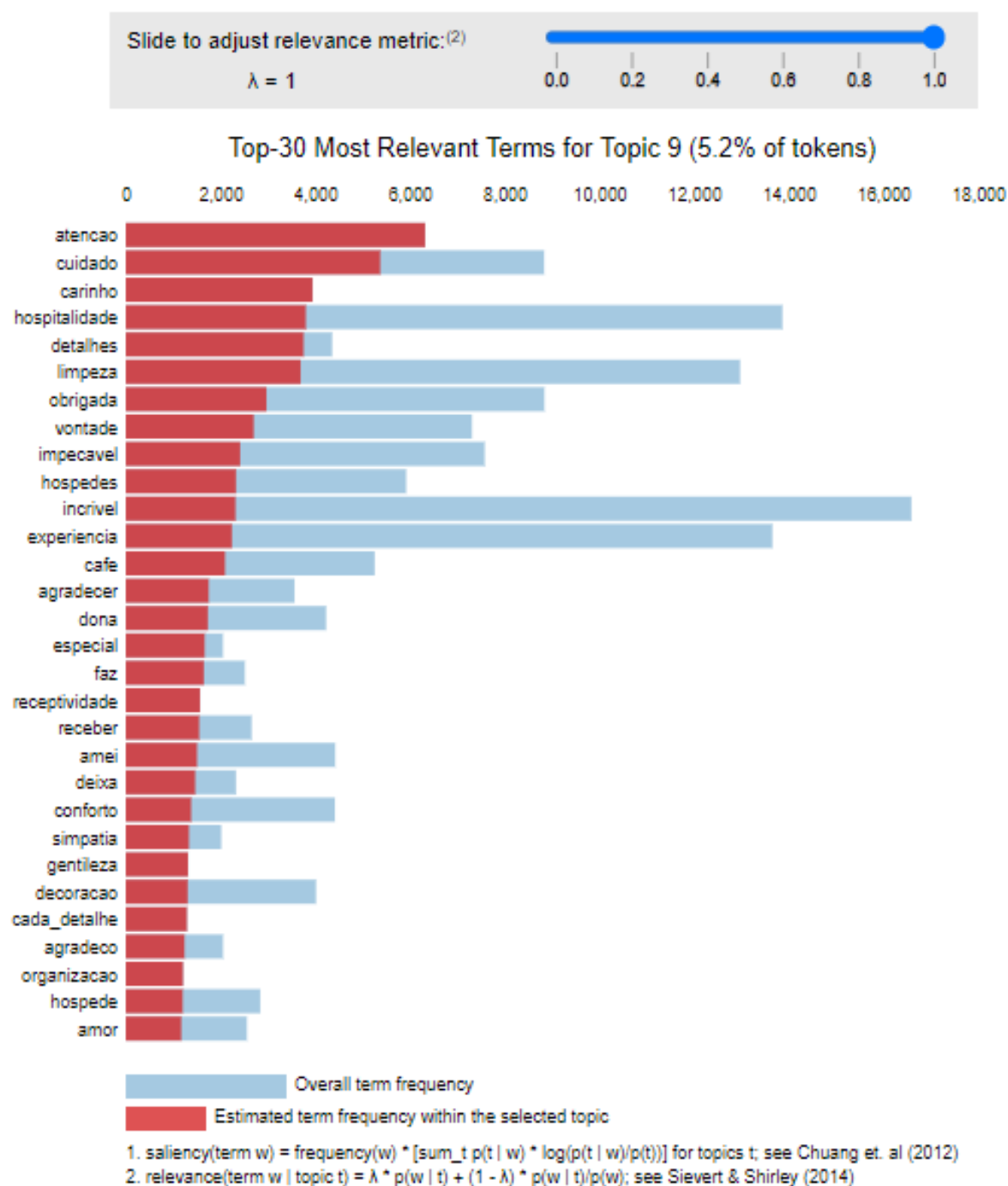
Tabela 16 – Tópico 8 “Serviços de Recepção”: termos e índices de relevância por tópico

TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
dicas	0.054								X		
super	0.042	X	X		X				X		
anfitriões	0.040								X		
atenciosos	0.034								X		
recomendo	0.017	X	X		X				X		
ótimas	0.016								X		
porteiros	0.016					X			X		
simpáticos	0.015							X	X		
funcionários	0.015							X	X		
excelentes	0.015			X	X			X	X		

Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 25, o tópico 9, “Acolhimento”, tem 5,2% das palavras mais relevantes e a marcação em vermelho sinaliza a frequência dentro do tópico. A atenção individualizada, o cuidado, o carinho e outros detalhes do anfitrião para seu hóspede, geram acolhimento, equivalente à dimensão empatia conceituada por Parasuraman, Zeithaml e Berry (1988) como sendo a atenção individualizada do anfitrião e sua capacidade de entender o que o hóspede deseja. Palavras como "atenção", "cuidado", "carinho", "hospitalidade", "detalhes", "impecável", "incrível", "café", "especial", "receptividade", "receber", "amei", "conforto", "simpatia", "gentileza", "decoração", "cada_detalle", "hóspede", e "amor", pontuam esse tópico e demonstram o reconhecimento desse acolhimento na avaliação.

Figura 25 – Tópico 9: *tokens* relacionados ao acolhimento do anfitrião.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDAvis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 9, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 17).

Tabela 17 – Tópico 9 “Acolhimento”: termos e índices de relevância por tópico

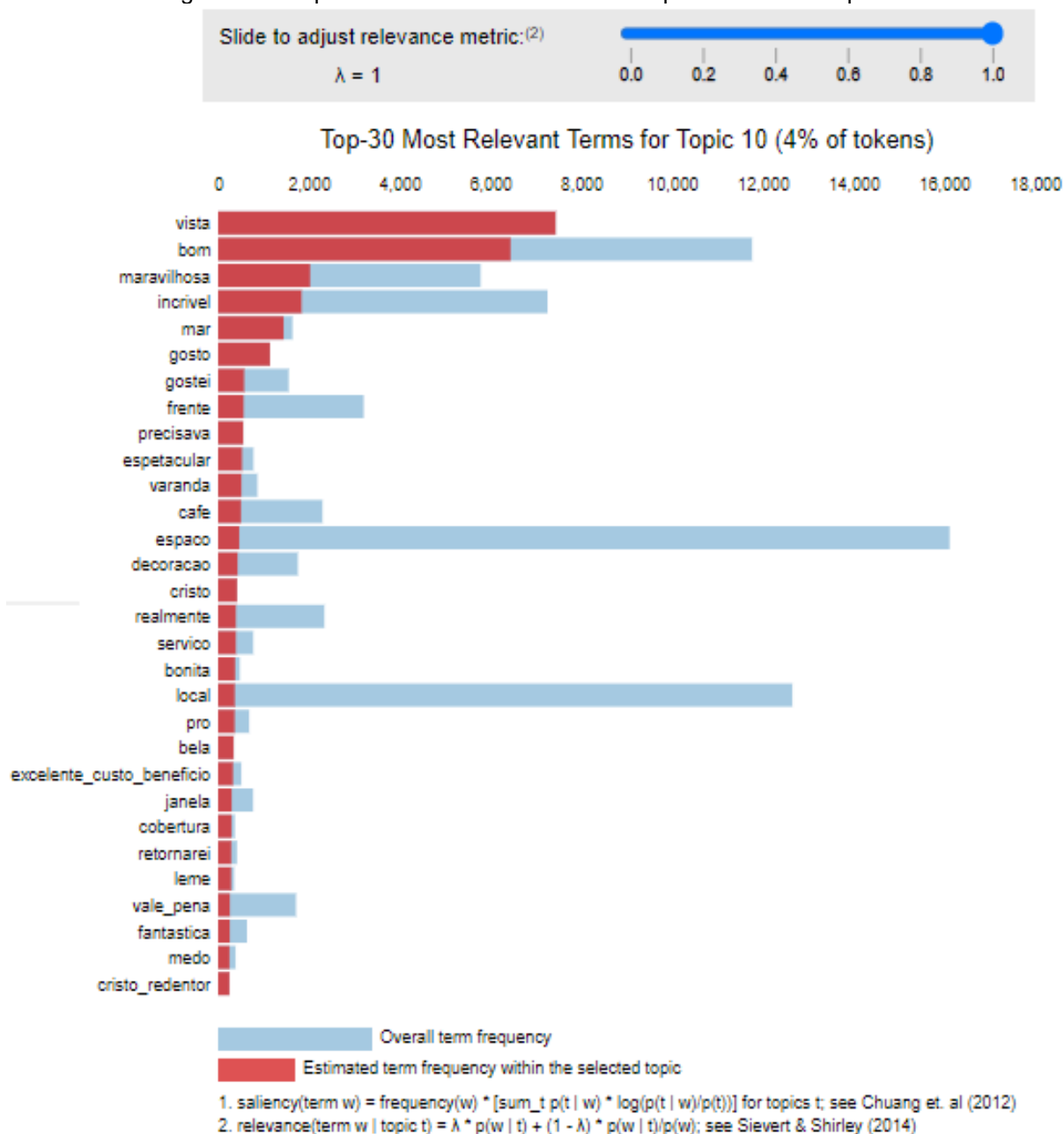
TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
atenção	0.034									X	
cuidado	0.029	X				X				X	
carinho	0.021									X	
hospitalidade	0.021	X	X				X			X	
detalhes	0.020					X				X	
limpeza	0.020		X	X		X				X	
obrigada	0.016	X					X			X	
vontade	0.015	X					X			X	
impecável	0.013	X	X				X			X	
hóspedes	0.013	X	X	X		X	X			X	

Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 26, o tópico 10, “Experiência” tem 4% das palavras mais relevantes e a marcação em vermelho sinaliza a frequência dentro do tópico. Percebe-se que este tópico está relacionado à “experiência”, uma vez que o próprio termo é citado, fornecendo uma visão geral da experiência hedônica de hospedagem, expressa em verbos no tempo do passado pela experiência que acabou de ser vivida. A interação entre hóspede e anfitrião em conjunto com a vivência, forma a cocriação que afeta satisfatoriamente experiência (CAMPOS; MENDES; VALLE; SCOTT, 2018; PRAHALAD; RAMASWAMY, 2004; MATHIS *et al.*, 2016) e ajuda a compreender as necessidades dos hóspedes e, conseqüentemente, oferecer um serviço de qualidade (CHATHOTH *et al.*, 2014; IKKALA; LAMPINEN, 2015).

Ao analisar os tópicos extraídos, é possível observar que a maioria dos hóspedes se expressa com adjetivos positivos, seja mencionando itens que consideram importantes ou expressando uma emoção positiva nos comentários. Termos como "vista", "bom", "maravilhosa", "incrível", "mar", "gosto", "gostei", "frente", "espetacular", "varanda", "café", "decoração", "realmente", "serviço", "bonita", "pro", "bela", "excelente_custo_benefício", "janela", "cobertura", "retornarei", "vale_pena", "fantástica" são os mais mencionados. Comentários negativos estão relacionados aos termos “medo” e “precisava”.

Figura 26 – Tópico 10: *tokens* relacionados à experiência dos hóspedes.



Fonte: Elaborado pela autora com o *pyLDavis*.

Os principais termos mais relevantes do Tópico 10, com o respectivo índice de relevância que indica o seu valor dentro do tópico e os demais tópicos onde estão alocados (Tabela 18).

Tabela 18 – Tópico 10 “Experiência”: termos e índices de relevância por tópico

TOKEN	Relev.	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
vista	0.121										X
bom	0.105		X			X					X
maravilhosa	0.033	X					X			X	X
incrível	0.030	X					X			X	X
mar	0.024							X			X
gosto	0.019										X
gostei	0.009	X			X	X					X
frente	0.009					X		X			X
precisava	0.009										X
espetacular	0.009	X					X				X

Fonte: Elaborada pela autora.

5.2 Análise de Conteúdo dos Comentários

A análise de conteúdo dos comentários foi feita por meio de busca pelas palavras-chave com o uso do *software Sublime Text*. Essas palavras foram escolhidas pela relevância em que mais apareceram nos comentários identificadas na Tabela 6.

É importante notar que nome dos anfitriões e, eventualmente funcionários do prédio ou da limpeza, são frequentemente mencionados nos comentários. Por isso, Ju *et al.* (2018) recomendaram que nomes próprios sejam substituídos pela palavra “anfitrião”. Embora a identificação pessoal seja um aspecto importante na hospitalidade, no caso deste estudo os nomes próprios dos anfitriões e, eventualmente outros funcionários ou coanfitriões, foram incluídos nas *stopwords*, ou seja, descartados, uma vez que não agregariam informação na análise da qualidade de serviço, nem têm relevância para a satisfação, pois é apenas uma forma usual de tratamento na plataforma, seja em comentários negativos ou positivos.

As palavras “anfitrião” e “anfitriã”, explícitas em pesquisa pelo *Sublime Text* com o termo “anfitri*”, para incluir erros de grafia ou outras variações da palavra, também são muito frequentes, e aparecem 10.900 vezes nos comentários. No entanto, não foram incluídas nas *stopwords*, pois, diferentemente do nome próprio e pessoal, tido como um referencial, essas palavras reforçam o caráter hospitalidade da estadia. Se considerarmos a extensão da pesquisa para os termos “dono d*”, “dona d*”, “proprietari*”, “hospitalidade”, “acolhi*” e “host*”, que em inglês refere-se à anfitrião ou

anfitriã e é o termo utilizado originalmente pela plataforma, devem ser acrescentadas mais 4.776 palavras (Tabela 19).

Tabela 19 – Ocorrências de termos ligados à hospitalidade do anfitrião

Termos	Ocorrência
Anfitri*	10.900
Dona d*	72
Dono d*	38
Proprietari*	837
Hospitalidade	2.731
acolhi*	309
host	789
Total	15.676

Fonte: Elaborada pela autora.

Semelhantemente ao achado de Ju *et al.* (2018), nomes ou palavras relacionadas a “anfitriã” ou “anfitrião”, entre outras citadas, o aparecem ligados a um adjetivo relacionado ao seu modo de hospedar tais como “simpático”, “acolhedor”, “gentil”, conforme demonstram alguns comentários a seguir, numa referência explícita à hospitalidade recebida. Essas ocorrências são importantes para a influência da hospitalidade na satisfação.

Seguem exemplos de comentários em que se usam os adjetivos mencionados relativos aos termos pesquisados, com grifos da autora:

"2019-01-01; Apartamento maravilhoso, atende todas as necessidades, super bem localizado. A **anfitriã** super **gentil** e **flexível!**" (comentário #163)

"2019-01-01; Ótimo **anfitrião**, **prestativo**, **simpático** e **acolhedor**. Nos recepcionou muito bem, deu dicas de lugares e passeios, nos ajudou no que solicitamos/precisamos. Flexível nos horários de entrada e saída. Apto muito bem localizado, perto de tudo, mercados, padarias, farmácias, restaurantes, praia, metro... Instalações ok, com toalhas, limpeza, roupa de cama, utensílios domésticos, Tv, wifi, tudo ok. Recomendo! OTIMO CUSTO BENEFICIO.... " (comentário #210)

"2019-01-01; Ambiente muito agradável, bem localizado próximo de vários pontos turísticos e do metro. A **Anfitriã** foi super **acolhedora** e **atenciosa**. Super Recomendo " (comentário #252)

2019-01-19; Experimente a **hospitalidade** e a **acolhida** de um casal genuinamente carioca. A gente se sente em casa, o Rio fica mais bonito e da vontade de voltar. E sem dúvida uma excelente opção de hospedagem. Aproveite!" (comentário #2723)

"2019-01-01; **Anfitriã** de **primeira classe!!** **atenciosa** **cuidadosa** e **preocupada** com a boa recepção dos hóspedes. limpeza nota 10. a localização então nem se fala, perfeita próximo a metro, do ladinho da noite do rio o que nessa visita fez com que pudéssemos aproveitar ao máximo! apartamento completo com itens em perfeito estado de uso banheiro espaçoso mesmo sendo de uma kitnet amamos o local e todo cuidado da Aparecida conosco queremos inclusive voltar na próxima oportunidade!!" (comentário #54)

"2019-01-01; Indico muito! Tanto o local como a **anfitriã** são **ótimos!** Lugar impecável, além de uma

recepção e tratamento excelentes." (comentário #70)

"2019-10-01; Localização excelente, várias praias nas redondezas, **anfitrião prestativo** e muito **honesto!** Não pense, apenas vá e aproveite ao máximo! Em breve retorno!" (comentário #30138)

"2019-11-14; Muito aconchegante o local e a **anfitriã é maravilhosa.**" (comentário #40731)

"2019-01-03; Paula é uma **excelente host.** Nos recebeu muito **bem**, sempre **atenciosa**, e seu apartamento e muito agradável e bem localizado". (comentário #907)

Para o atributo motivação foi realizada uma análise semântica, nos moldes do estudo de Zhu *et al.* (2019), que utilizaram critérios de seleção para garantir credibilidade e confiabilidade. Dentro do *corpus* foram selecionados os termos relevantes e suas associações que representam o significado de motivação que levam à intenção de reuso (Tabela 20) e geram expectativa. Os verbos geralmente estão expressos em tempos futuros, demonstrando a intenção e o desejo do hóspede.

Tabela 20 – Ocorrências de termos indicadores de motivação nos comentários

Termos indicadores de motivação	Ocorrências nos comentários
(anfitrião / anfitriã) dar dicas	2211
com certeza voltar*	707
com vontade de voltar	37
como se estivesse/estivéssemos em casa	125
esperar/espero/esperamos voltar	821
(gostaria/gostaríamos/oportunidade) de voltar	188
hospedar de novo/novamente	1359
motivado (a)(s)(r)	2
pretender / pretendemos voltar	399
querer / quero / queremos voltar	314
sentir-se à vontade / a vontade	1332
sentir-se em casa	780
voltarei/voltaremos com certeza/mais vezes	1240
voltaríamos/voltaria a hospedar/ocasião	1103
retornar/retornaria/retornarei/retornaremos	789
	35.005

Fonte: Elaborada pela autora.

Uma análise fatorial exploratória realizada por Guttentag *et al.* (2017, p.1, tradução nossa) identificou cinco fatores motivadores: "interação, benefícios domésticos, novidade, ética de economia compartilhada e autenticidade do local". Embora o escopo empresarial da Airbnb seja mais a experiência e a interação, os resultados da

pesquisa de Guttentag e Smith (2017) indicaram que os hóspedes da plataforma são mais atraídos pelas vantagens relacionadas à experiência em si do que pelos serviços.

Em primeiro lugar na pesquisa desses autores apareceu o menor custo das acomodações comparativamente a hotéis, como sendo os fatores mais motivantes, seguido pelo fator localização conveniente. Os fatores "sentir-se em casa" e o acesso a amenidades e o espaço mais amplo também são motivantes, mas aparecem em segundo plano. De acordo com o estudo, quem procura "sentir-se em casa" são atraídos também pelas amenidades e pelo maior tamanho que as acomodações domésticas podem fornecer. Vejamos exemplos nos comentários (grifos da autora):

"2019-01-01; Denise desde quando fiz a reserva veio sempre mantendo contato e sendo prestativa. Ela e seu irmão recebeu eu (sic) e meus amigos muito bem. Nos **deu dicas** ótimas de onde passear e almoçar. Espaço muito aconchegante e limpo, nos sentimos em **certeza voltaremos mais vezes!**" (comentário #315)

"2019-01-01; Excelente localização, apartamento bem dividido e muito bom! **Com certeza voltarei!**" (comentário #61)

"2019-01-06; Anfitrião super atencioso e prestativo, ambiente simples porem limpo e bem cuidado, muito bem localizado, fiquei **como se estivesse em minha própria casa, com certeza recomendo e voltarei em breve**, forte abraço a vc, muito obrigado pelo carinho." (comentário #1357)

"2019-01-02; Maravilhosa estadia apt impecável muito limpo e organizado ela realmente pensa em tudo vários travesseiros muita toalha frigobar abastecido com cortesia foi um prazer conhecer a Diana uma pessoa muito legal indico a todos bem localizado perto da praia de restaurantes de padarias perto de drogarias muito show **espero voltar** em breve um grande abs" (comentário #731)

"2019-01-13; O espaço e excelente. Ótima localização. Os anfitriões são educados, atenciosos! Próxima ver que vier ao Rio, sem dúvidas **ficarei de novo no mesmo lugar**. Recomendo." (comentário #2163).

" 2019-01-07; Excelente hospitalidade, quarto mto confortável e bem arejado, além do ar funcionar mto bem também! Tudo muito pertinho, metro, supermercado, restaurantes, barzinhos, praia... o que nos ajudou muito, além de conseguirmos fazer tudo a pé. Adoramos!! **Com certeza** se tivermos oportunidade **voltaremos.**" (comentário #1512)

"2019-08-17; Muito bem localizado, fácil acesso aos principais pontos turísticos. Levando em consideração que ainda estão concluindo as reformas na casa, achei tudo muito limpo. Casa aconchegante, **motiva a passar** um tempinho lá, curtindo." (comentário #23029)

"2019-01-01; Apartamento amplo, ideal para 6 pessoas. Áreas comuns do prédio são muito boas (piscina, sauna, garagem, portaria 24h). Prédio silencioso, pertinho da lagoa e do lado de um excelente supermercado. Roupas de cama e toalhas em ordem. Utensílios de cozinha podem melhorar. Ar condicionado dos quartos ok. **Pretendemos voltar** em breve!" (comentário #246)

"2019-01-01; O espaço e maravilhoso! Começando pela localização, o espaço do quarto é ótimo, super limpo, café da manhã maravilhoso, **nos sentimos super à vontade**, fora que a Isabella e sua família são excelentes. Ótimas acomodações, chuveiro, roupa de cama e banho tudo novinho.

Excelente custo-benefício e já **queremos voltar**. Recomendamos!" (comentário 107)

"2019-01-01; tudo perfeito! apto impecável e completo, a anfitriã sempre que precisamos nos ajudou e **ficamos mt a vontade. Vamos voltar!!!**" (comentário #135)

"2019-01-01; Foram dias maravilhosos hospedados na casa da Ana! Ana é um amor em pessoa, muito prestativa, educada e **senti em casa! Com certeza, voltarei** mais vezes e indicarei para meus amigos e familiares! " (comentário #128)

"2019-12-07; Espaço limpo, excelente localização (próximo a supermercado, shopping, farmácia e praia) e hospitalidade, ambiente espaçoso, confortável e conforme as especificações. Certamente **voltaria a me hospedar** no local. " (comentário #44595)

"2019-01-01; Pode ir sem medo, apartamento super bem equipado, tem tudo, localização perfeita, bem no meio de Copacabana, saiu do prédio virou a esquina já está na praia. Perto de mercado, padaria, adoramos, **com certeza voltaremos mais vezes**, valeu muito a pena, superou nossas expectativas." (comentário #172)

"2019-01-01; Obrigado pela atenção e **voltaremos em outra ocasião.**" (comentário #238)

No decorrer da análise, feita segundo Bardin (1977) foram descobertos e acrescentados novos atributos, como fatores motivadores, relacionados à intenção de retornar ao local e de acolhimento, relacionado à hospitalidade do anfitrião. A análise de conteúdo manifesto desses comentários se deu por meio de observação, busca e sem interação com os pesquisados, posto que são comentários textuais (ROSSI; SERRALVO; JOÃO, 2014). A análise quantitativa do conteúdo dos comentários foi feita com observação de termos selecionados segundo categorias definidas e contagem das ocorrências relevantes (ROSSI; SERRALVO; JOÃO, 2014).

No estudo de Situmorang *et al.* (2018, p. 546, tradução nossa) foram encontrados 21 tópicos, a saber:

amenidades, apartamento, experiência, anfitrião amigável, hospitalidade, atendimento do anfitrião, casa, valor do aluguel, serviço de equipe, aluguel de transporte, anfitrião acolhedor, manutenção de quarto, experiência na chegada, experiência de reserva, banheiro, comunicação, comunidade, experiência cultural, motorista, jardim, estilo e decoração.

Então, se deduz que há diferentes percepções do nível de satisfação de cada hóspede.

Este estudo identificou os atributos da satisfação dos hóspedes da Airbnb e os inseriu nas dimensões de qualidade de serviço e da hospitalidade. Percebe-se que a maioria dos comentários tiveram uma avaliação positiva. Apurou-se que apareceram 8271 palavras "não", que estão na sua maioria ligadas a um sentimento negativo,

especialmente quando atreladas aos verbos: recomendar, funcionar, conseguir, valer, estar, existir, deixar, encontrar, possuir, esperar, condizer, voltar oferecer, indicar. A palavra “não” seguida do verbo ter ou haver, no pretérito imperfeito (ex: “não tinha internet”; “não havia vaga de garagem”), também se apresenta negativa. No entanto, quando os verbos estão conjugados no presente se apresentam com uma interpretação positiva (ex: “não tenho palavras”, “não tem como não se apaixonar”, “não há como não se sentir bem”). O “não” quando acompanhado dos verbos faltar, comprometer, ver, arrepender, pensar, apresentaram um sentimento positivo (ex: não faltou nada”, “não compromete a estadia”, “não vejo a hora de voltar”, “não me arrependendo de ter escolhido”, “não pensaria duas vezes”). Esses sentimentos negativos foram notados com relação à hospitalidade. Por exemplo, os comentários (grifos da autora):

"2019-11-23; (nome da anfitriã) foi extremamente **oportunista** ao dizer que uma toalhinha pequena que foi inutilizada por mim valia R\$ 60,00 sendo que no mercado livre você encontra aos montes pelo custo médio de R\$ 2,99. Me pareceu **chateada** por eu ter falado em alugar 1 mês por fora e depois ter voltado atrás, então tentou criar qualquer tipo de situação pra tentar **tirar proveito** lucrativo. **Não recomendo** este local por conta da **anfitriã extremamente antipática, oportunista e mal educada**. (Além de ter **atrasado no horário** de check out)." (comentário #42694)

"2019-01-09; O apartamento está precisando de muitas mudanças. O cheiro de cigarro está entranhado em tudo. A porta do apartamento está precisando ser trocada por uma mais segura. A fechadura está muito vulnerável. Tem uma canga pendurada na porta para impedir que nos vejamos através da porta de vidro. O ventilador barulhento parece que vai despençar do teto e o ar condicionado precisa ser trocado por um mais forte. O apartamento por receber luz do sol desde cedo fica super quente no Verão. **Não recomendo**. Cancelamos a reserva." (comentário #1676)

A seguir, um exemplo de comentário em que o hóspede tem elogios a fazer sobre sua anfitriã (grifos da autora):

"2019-01-11; Me **sentí** (sic) **em casa**. o apartamento é amplo, muito bem decorado e dispôs de tudo o que precisei, desde ferro de passar até utensílios para cozinhar. Nos **sentimos muito à vontade** com o (nome do anfitrião) que foi **muito cordial, simpático e atencioso**. A suíte bem espaçosa e a cama muito confortável. fiquei impressionado com a localização: praticamente ao lado da praia de Copacabana. Avalio o custo/benefício muito satisfatório e pretendo voltar brevemente." (comentário #1812)

"2019-09-08; (nome da anfitriã) se não for a **melhor anfitriã** do Airbnb com certeza é **uma das melhores**. Não deixa a desejar em nada! **Indico muito** e qualquer oportunidade de me hospedar **novamente**, não pensaria duas vezes! Obrigada por tudo, (nome da anfitriã)!"

A seguir, dois exemplos de comentários em que o hóspede tem tanto elogios quanto reclamações a fazer (grifos da autora):

“2019-01-01; **Simpática**, sempre bem **atenciosa**. Nos forneceu o café da manhã. A casa e bem confortável, o quarto e bem limpo e tem ar condicionado. Porém as principais saídas do **bairro** têm bastante **trânsito**. Os cachorros e os gatos são bem tranquilos, porém tem **bastante pelos** na casa.”
(comentário #145)

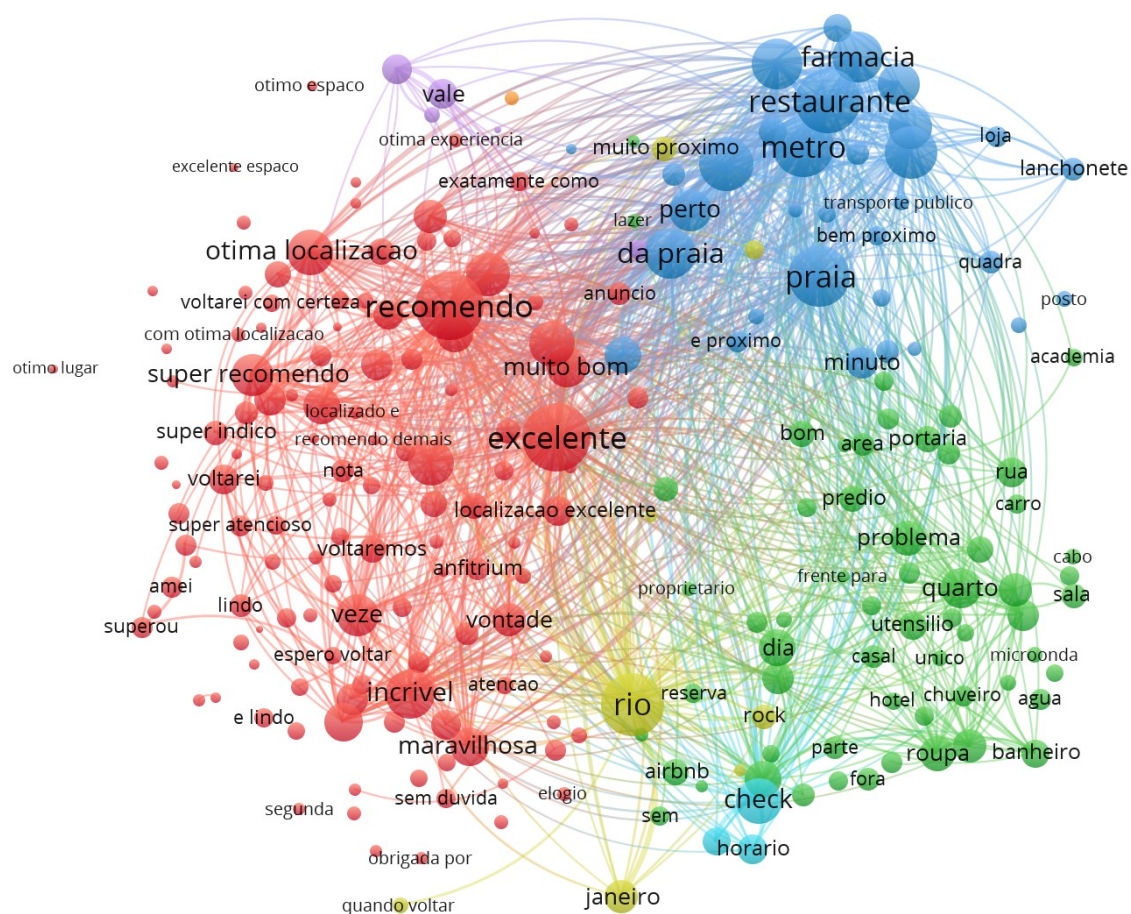
“2019-10-29; O apartamento em si é **muito bom**, localizado próximo à praça General Osório. Tem tudo o que precisa para uma boa estadia, é bem decorado, de muito bom gosto, muito **confortavel**. No entanto, há um sério problema de acústica. Aparentemente, movimentações e conversas no apartamento ecoam nos apartamentos de baixo e de cima, gerando um **grande incômodo** aos vizinhos, que já estão bastante impacientes com a situação. Isso gerou um grande **inconveniente** em nossa estadia, pensamos inclusive em arrumar outro lugar para ficar depois do primeiro dia, tamanho o **transtorno**.” (comentário #38453)

5.3 Nuvem de Palavras

O agrupamento dos dados foi elaborado com uma “nuvem de palavras” compostas pelas variáveis mais identificadas nos comentários e, com isso, é possível visualizar a experiência dos hóspedes em geral (ZHANG, 2019b). A nuvem foi elaborada por meio de mineração de texto pelo aplicativo *VOSviewer* que usa um filtro linguístico para identificação dos termos e os agrega em *clusters*. A configuração considerou o *corpus* completo, para termos mencionados no mínimo 100 vezes nos comentários, e identificou 441 sintagmas nominais que estão dentro desse limite, o que reduziu o *corpus* para 152.126 termos (Figura 27).

Desta forma, foram delimitados 60% destes que tiveram o maior índice de relevância no contexto, totalizando 265 termos mais recorrentes. Para cada termo, o aplicativo calculou uma pontuação de relevância e na mineração aparecem os termos que têm significado mais específico (VAN ECK; WALTMAN, 2011). Quanto mais recorrente o termo aparecer nos comentários, mais será destacado na nuvem de palavras.

Figura 27 – Nuvem de palavras



Fonte: Elaborada pela autora com o aplicativo VOSviewer (2021).

Na Figura 27, aparecem quatro *clusters* separados por cores, demonstrando que o amarelo chama a atenção as palavras “rio” e “janeiro”, que se referem à cidade escolhida na análise; o azul indica as comodidades ou estabelecimentos acerca da localização da acomodação, como “praia”, “metro”, “restaurante”, “farmácia” e “academia”; o verde relaciona-se às preocupações dos hóspedes e os problemas que mais os incomodam, como “quarto”, “rua”, “portaria”, “utensílio”, “roupa”, revelando a segurança e o calor da cidade como fatores relevantes nessa consideração; e o vermelho que ressalta as dimensões que evidenciam a satisfação e motivação, como a superação das expectativas, a localização, a recomendação e a intenção de voltar.

5.4 Limitações

Tendo em vista o momento atual da Pandemia da Covid19, que impossibilitou a coleta de dados pessoalmente, a escolha da mineração de textos por UGC, na

tendência do estado da arte, ao invés dos tradicionais questionários, pareceu mais adequada para este estudo. Segundo Guo, Barnes e Jia (2017, p. 468, tradução nossa) “as perguntas de pesquisa, como itens de medição iniciais, tendem a ser desenvolvidas com base no conhecimento de pesquisadores ou pertencentes a indústrias relacionadas” e, desta forma, apresentar resultados inconsistentes. Estudos similares confirmaram que a análise por LDA é mais eficiente porque consegue abranger amostras maiores do as feitas por métodos e pesquisas tradicionais, além de identificar dimensões esquecidas nos estudos comparados (GUO; BARNES; JIA, 2017; SOTTOCORNOLA *et al.*, 2019; THELWALL, 2019).

A seguir, a Tabela 21 faz uma comparação entre os métodos de coleta de comentários *online* na plataforma Airbnb e a aplicação do questionário pode apresentar os pontos fracos e fortes entre cada uma das propostas, que será escolhida segundo a conveniência a ser testada.

Tabela 21 – Comparativo de métodos

COLETA DE COMENTÁRIOS <i>ONLINE</i>	PONTOS FORTES	PONTOS FRACOS
	AMPLA COBERTURA.	EXISTEM <i>SOFTWARES</i> GRATUITOS, MAS TÊM CUSTO ALTO PARA AQUISIÇÃO DE RECURSOS EXTRAS PARA ACRESCENTAR FUNCIONALIDADES.
	OBTENÇÃO DE GRANDE VOLUME DE DADOS DADOS DE FORMA RÁPIDA.	NÃO DÁ PARA ESCLARECER PERGUNTAS COM O ENTREVISTADO.
	FERRAMENTAS <i>ONLINE</i> DISPONÍVEIS.	COMENTÁRIOS EM DIVERSOS IDIOMAS, QUE DEVEM SER SEPARADOS.
	POSSIBILITA DIVERSOS TIPOS DE ANÁLISES.	APARECIMENTO DE TERMOS INÚTEIS À PESQUISA (EX: SÍMBOLOS, <i>EMOJIS</i> , ETC)
QUESTIONÁRIO	PONTOS FORTES	PONTOS FRACOS
	PODE SER ENVIADO POR EMAIL, WHATSAPP, ETC.	BAIXA TAXA DE RESPOSTA.
	BAIXO CUSTO, SE NÃO OPTAR POR PAGAR O RESPONDENTE.	INCERTEZA SE FOI RESPONDIDO COM HONESTIDADE OU ESPONTANEIDADE.
	FERRAMENTAS <i>ONLINE</i> DISPONÍVEIS.	QUESTIONÁRIOS INVALIDADOS POR RESPOSTAS INCORRETAS.
	POSSIBILITA DIVERSOS TIPOS DE ANÁLISES.	ESPERA PARA RECEBIMENTO DAS RESPOSTAS.
	POSSIBILITA USO DE ESCALAS.	PODE NÃO ATINGIR TODOS OS SEGMENTOS DA POPULAÇÃO.
	ABRANGE QUESTÕES MAIS PERSONALIZADAS.	RESPONDENTES PODEM NÃO SE LEMBRAR TOTALMENTE DA ÚLTIMA EXPERIÊNCIA, PELO LAPSO TEMPORAL.

Fonte: Elaborada pela autora.

Outra limitação é que existem muitas possibilidades de delimitar parâmetros pelo método LDA. Uma quantidade muito grande de comentários produz igualmente uma grande quantidade de termos únicos. Se por um lado, coletar uma pequena quantidade de comentários, prejudicaria uma análise relevante, por outro, a quantidade muito grande de comentários poderia gerar tópicos irrelevantes. Por esse motivo, vários testes tiveram que ter sido executados para a melhor escolha da quantidade mais adequada de tópicos relevantes.

Em *Big Data*, a conversão dos dados em análise não é automática nem a solução para tudo (SIGALA *et al.*, 2019). A disponibilidade da facilidade para coleta de dados de apenas uma cidade no Brasil, não permite ampliar as análises nacionalmente e para outros destinos que não são necessariamente tão conhecidos, praias ou metropolitanos, por exemplo. Além disso, os sistemas de inteligência artificial ainda têm limitações na língua portuguesa que possui muitas acentuações, que precisaram ser retiradas. Nos comentários também existem muitos erros de português, incluindo erros ortográficos e de digitação, como a falta de espaço entre duas palavras.

Consumidores que tiveram uma experiência nos extremos, muito boa ou ruim, ou muito jovens ou mais idosos, estão mais propensos a se manifestarem por meio de comentário, então pode ser provável que a análise não consiga abranger toda a gama de consumidores (THELWALL, 2019).

Na análise de conteúdo dos comentários, as limitações na busca por palavras-chave, podem surgir eventuais termos equivalentes ou sinônimos potencialmente ignorados. Além disso, diferentemente da mineração de texto pelo processamento de linguagem natural, caso sejam encontrados muitos documentos com os mesmos termos, a identificação da relevância é dificultada pelo volume de dados, muitas vezes difícil para análise pelo cérebro humano sem o auxílio da máquina. Por outro lado, no caso da PLN, o algoritmo desconhece que duas palavras, por exemplo representadas no plural e no singular, podem significar a mesma coisa, e que na análise de conteúdo isso é possível, caso em que termos praticamente idênticos, mas ocupando espaços diferentes, são alocados no mesmo tópico. Esperamos que no futuro sejam desenvolvidos dicionários em português a fim de sanar esses problemas.

Enfim, é importante ressaltar que o uso da inteligência artificial no ambiente da hospitalidade e para análise de comentários pode beneficiar os anfitriões que, conseqüentemente, poderão oferecer melhores serviços aos hóspedes.

6 Discussão

O estudo revelou que “as técnicas de mineração de texto podem ser utilizadas para realizar uma análise de conteúdo com o mínimo de experiência tecnológica, recursos de *hardware* e *software*” (JOSEPH; VARGHESE, 2019, p.154, tradução nossa). Através do método *Natural Language Processing* (NLP), do qual a modelagem de tópicos por LDA faz parte, não haverá mais limitação na escala dos dados, pois este método pode lidar com uma grande quantidade de informações. Como complementação, a busca textual pelo *software Sublime Text* permitiu a investigação dos dados manifestados nos comentários pós hospedagem.

Com base no resultado das análises de UGC e o uso da LDA, percebemos que muitos atributos de avaliação fornecidos pela plataforma Airbnb têm impacto direto na qualidade de serviços, e afetam significativamente a hospitalidade. Além disso, comprovou-se que os construtos satisfação e motivação têm relação entre si e influenciam as intenções de recompra do hóspede quando a experiência é positiva e a expectativa é alcançada.

Na análise dos atributos dentro das dimensões do modelo SERVQUAL, quatro deles confirmaram a importância da qualidade de serviços, onde também está inserida a hospitalidade, revelados em cinco tópicos que sinalizam os atributos “Instalação” e “Comodidades”, para a dimensão Tangibilidade; o atributo “Conformidade” na dimensão Confiabilidade; o atributo “Serviço de Recepção” dentro da dimensão Garantia; e “Acolhimento” na dimensão Empatia. Esses atributos têm influência direta na Qualidade de Serviços.

No entanto, verificou-se que a dimensão “Capacidade de Resposta” do modelo SERVQUAL, que se refere à disposição ou prontidão dos prestadores do serviço, não se aplica à plataforma Airbnb, uma vez que, diferentemente da rede hoteleira, é considerada um modelo de negócio direto P2P, sem padrão desse tipo de serviço. E, por esse motivo, descartou-se essa dimensão do estudo comparativo entre os meios de hospedagem. O fato de eventualmente os hóspedes serem servidos por porteiros, pessoal da limpeza ou outros prestadores de serviço, não significa uma regularidade. Não houve, portanto, nenhum tópico que pudesse ser inserido nessa dimensão do modelo.

Além dos atributos relacionados ao modelo SERVQUAL, foi possível extrair outras dimensões que afetam a satisfação do hóspede. Constatou-se a localização pode ser

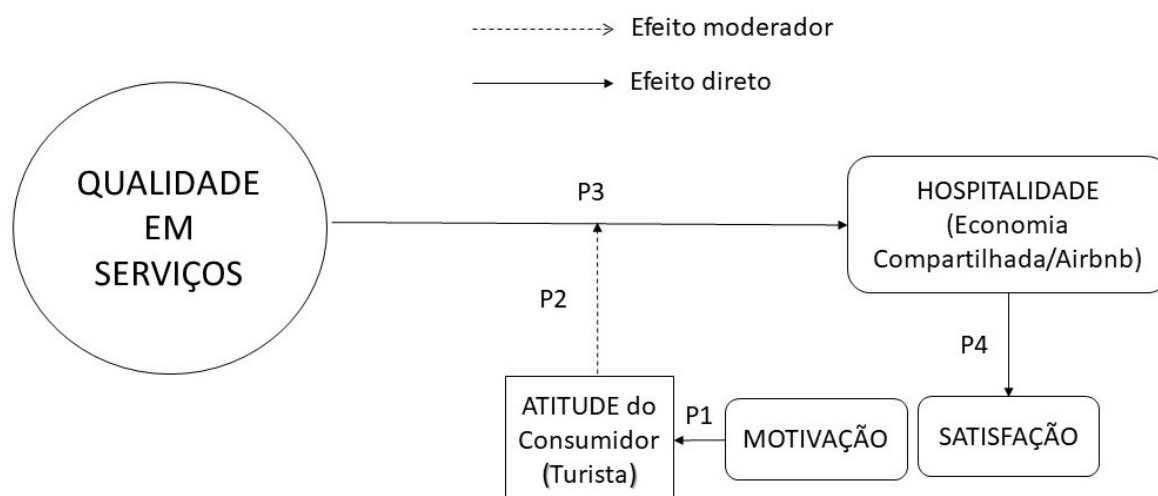
uma dimensão, pois foi o atributo que mais apareceu e esteve presente em três tópicos denominados “Localização”, “Proximidades” e “Facilidades”, todos relacionados entre si, que indiretamente levam à qualidade de serviços, hospitalidade, satisfação e motivação. Esses atributos, identificados nos tópicos, moderam a influência na Qualidade de Serviços (Figura 28), na medida em que a QS é atenuada na avaliação e esses atributos passam a ter maior força de constatação e tendem a ser um fator importante, o que foi comprovado pela força de atração demonstrada na Figura 16 e na Tabela 7.

Os outros dois tópicos “Expectativa”, que oferece o aspecto motivacional da qualidade de serviços, e “Experiência”, que fornece uma visão geral da hospedagem, confirmam a dimensão Vivência, e completam os novos atributos encontrados sendo ambos influenciados pelos construtos “Satisfação” e “Motivação”.

Na análise semântica dos comentários, também observou-se uma correlação da variável “Satisfação” com a “Motivação” e vice-versa. A sensação de agradecimento provocada pela estadia cordial não só satisfaz o hóspede, como também, pela manifestação da vontade de voltar, se apresentando como um aspecto motivacional, bem identificado pelo tópico “Expectativa”. O tópico “Experiência”, que identifica os aspectos da vivência durante a estadia, também se relaciona com a interação do hóspede com o anfitrião, que gera a cocriação e afeta satisfatoriamente a experiência. Essa satisfação está expressa nos termos de maior ocorrência no tópico. A satisfação e a motivação estão correlacionadas e, se consideradas as variáveis possam acontecer em conjunto ou de forma separada, ambas influenciam os tópicos “Experiência” e “Expectativa”.

Ao investigar como a qualidade de serviço percebida pelos hóspedes pode influenciar a satisfação dos turistas, foi verificado que a hospitalidade oferecida por anfitriões cadastrados na plataforma Airbnb é um indutor da satisfação e a qualidade dos serviços oferecidos é um atributo importante na satisfação dos hóspedes e na motivação. Verificamos que a qualidade percebida em serviços influencia a hospitalidade que influencia a satisfação. A motivação influencia a atitude positiva do turista em recomendar e pretender voltar. Essa atitude é o que modera a influência da qualidade percebida. Desta constatação, surge um novo modelo conceitual (Figura 29) que aperfeiçoa o modelo conceitual anteriormente proposto e novamente reproduzido (Figura 28).

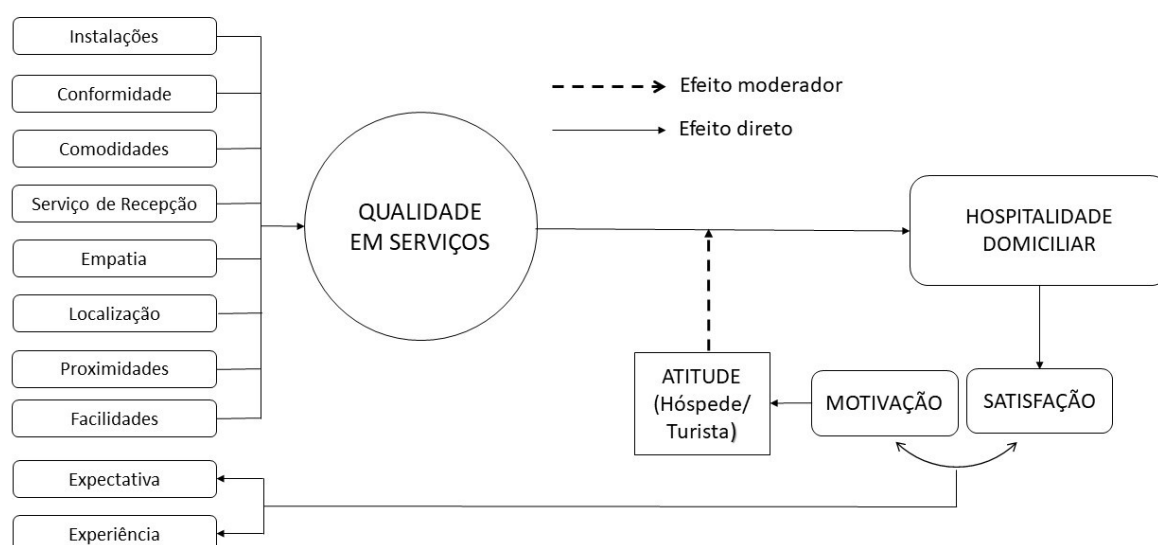
Figura 28 – Modelo conceitual empírico inicialmente proposto



Fonte: Elaborado pela autora

As proposições foram estabelecidas e incrementadas no modelo final (Figura 29) as quais promoveram ligações entre os conceitos, baseadas nas evidências correlativas existentes. Desse novo modelo surgiu ainda uma proposta conceitual para hospedagens relacionadas à Economia Compartilhada, a qual foi denominada “Hospitalidade Domiciliar”. Os 10 tópicos extraídos do conteúdo latente dos comentários analisados foram inseridos no novo modelo. Cada um desses tópicos agrega situações, avaliações, experiências, opiniões, expectativas dos hóspedes num mesmo padrão convergente.

Figura 29 – Modelo conceitual final proposto.



Fonte: Elaborado pela autora.

7 Conclusão

Esta dissertação atingiu o objetivo de investigar influência da qualidade de serviço na hospitalidade domiciliar, por meio da análise dos comentários dos turistas que se utilizam de hospedagens anunciadas na plataforma e, ainda, logrou identificar os principais atributos da qualidade percebida do serviço, os quais estimulam a satisfação dos turistas que optam pela hospitalidade oferecida pelos anfitriões, conforme modelo conceitual proposto (Figura 29).

Por meio da modelagem de tópicos pelo método LDA, o estudo possibilitou a extração de dados e encontrou dimensões ocultas e manifestadas, que afetam a satisfação dos hóspedes que se utilizam de meios de hospedagem em plataformas P2P, neste caso a Airbnb, utilizando-se da mineração de textos, num processo automático e eficiente.

O surgimento e desenvolvimento da tecnologia, facilitada pelo Conteúdo Gerado pelo Usuário (UGC), por meio de recursos para mineração de textos de *Big Data*, permitiu que fosse realizada a análise de 48.020 comentários de uma única vez, possibilitando a interpretação dos fatores que influenciam a satisfação do consumidor e, conseqüentemente, dos hóspedes da plataforma (SITUMORANG *et al.*, 2018), dentro do estado da arte, que ainda não havia sido explorada anteriormente na literatura do Turismo e da Hospitalidade.

Pelas análises, observou-se uma correlação das variáveis “Satisfação” e “Motivação” com a identificação da sensação de agradecimento provocada pela estadia cordial que, além de satisfazer o hóspede, também se manifesta pela vontade de voltar, o que se revela um aspecto motivacional, identificado pelo tópico “Expectativa”. Por sua vez, o tópico “Experiência” identificou os aspectos da vivência durante a estadia, pelo qual observou-se a relação de interação do hóspede com o anfitrião que afeta satisfatoriamente a experiência. Esses atributos se relacionam entre si, ou seja, são responsáveis pela covariância entre “Satisfação” e “Motivação”.

A qualidade de serviço percebida pelos hóspedes, e verificada a partir dos construtos satisfação e motivação, define a hospitalidade “domiciliar”, oferecida por anfitriões de plataformas de compartilhamento de hospedagem. Desta forma, o estudo traz a identificação da hospitalidade domiciliar como sendo a percepção da qualidade de serviço, verificada a partir da satisfação e motivação vivenciadas pelo hóspede e identificadas em redes de ambientes oferecidos por anfitriões de plataformas de

compartilhamento de hospedagem do modelo P2P ou pessoa a pessoa, pelo seu caráter residencial, doméstico, social e interativo.

O estudo poderá contribuir para evidenciar o potencial de aplicação e as peculiaridades dessas técnicas de análise em futuras pesquisas na área do turismo, para análises qualitativas de conteúdos manifesto e oculto. Sabe-se que serviços de turismo oferecidos pela Internet, de uma forma geral, se utilizam de comentários abertos ao conhecimento de todos, pois criam reputação e oferecem referencial de escolha.

Assim, ao utilizar como base a coleta de um grande volume de comentários e ao analisar a linguagem expressada pelo próprio hóspede sobre como interage com o serviço adquirido, é possível verificar a importância da pesquisa na medida em que identifica dimensões da satisfação, a partir da “voz genuína consumidor” (GUO; BARNES; JIA, 2017, p. 468, tradução nossa). Isso é igualmente importante para o mercado, para o consumidor, para o pesquisador, bem como poderá facilitar a geração de novas fontes de renda, geração de emprego e elaboração de políticas públicas apropriadas no âmbito da economia compartilhada.

Sugere-se, desta forma, provocar o incentivo de novas pesquisas e estimular o experimento de outros métodos, no sentido de descobrir qual a relação de todos esses fatores com o bem-estar do hóspede, bem como a aplicação de questionários confirmando e validando o modelo apresentado pela técnica da Modelagem de Equação Estrutural.

Destacam-se, ainda, a análise de conteúdo oculto aliada à análise de conteúdo manifesto, como técnicas com potencial de evidenciar os resultados que demonstram explicitamente as diferentes preocupações entre os hóspedes e identificam quais fatores afetam sua satisfação. Sugere-se ainda que futuros estudos, ampliem a aplicação dessas técnicas de análise para todos os demais setores da área do turismo.

Referências

ACERENZA, M.Á. **Conceptualización, origen y evolución del Turismo**. 2ª Ed. México: Trillas, 2012.

AIRBNB. **What Makes Airbnb, Airbnb**. 2021a. Disponível em: <https://news.airbnb.com/what-makes-airbnb-airbnb/>. Acesso em: 12 out. 2021.

_____. **Central de Recursos**. 2021b. Disponível em: <https://www.airbnb.com/resources/hosting-homes/a/why-reviews-matter-41>. Acesso em: 4 set. 2021.

_____. **Segurança e Confiança**: padrões da comunidade. 2021c. Disponível em: <https://www.airbnb.com.br/trust/standards>. Acesso em: 6 ago. 2021.

_____. **Central de Ajuda**. 2020. Disponível em: <https://www.airbnb.com.br/help/article/1257/avalia%C3%A7%C3%B5es-por-estrelas>. Acesso em: 14 nov. 2020.

_____. **Central de Ajuda**: como anfitrião. 2019. Disponível em: www.airbnb.com.br/help/article/472/how-do-i-share-my-house-rules-with-guests. Acesso em: 14 nov. 2019.

_____. **News**. 2016. Disponível em: <https://news.airbnb.com/pt/airbnb-e-o-comite-olimpico-internacional-anunciam-importante-parceria/>. Acesso em: 4 set. 2021.

AGGARWAL, C.C. **Data Mining**: the textbook. New York, NY, USA: Springer, 2018.

AIRDNA. **Vacation Rental Data**. 2021. Disponível em: <https://www.airdna.co/>. Acesso em: 10 ago. 2021.

AJZEN, I. The theory of planned behavior. **Organizational behavior and human decision**, v. 50, 1991. DOI [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T). Disponível em: [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T). Acesso em: 23 jun. 2020.

_____; DRIVER, B. L. Application of the theory of planned behavior to leisure choice. **Journal of leisure research**, v. 24, n. 3, 1992. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00222216.1992.11969889>. Acesso em: 3 abr. 2020.

_____; FISHBEIN, M. Attitude-behavior relations: A theoretical analysis and review of empirical research. **Psychological bulletin**, v. 85, n. 5, 1977. DOI <https://doi.org/10.1037/0033-2909.84.5.888>. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/1978-20968-001>. Acesso em: 2 abr. 2020.

ALBAYRAK, T.; CABER, M.; AKSOY, S. Relationships of the Tangible and Intangible Elements of Tourism Products with Overall Customer Satisfaction. **International Journal of Trade, Economics and Finance**, v. 1, n. 2, 2010. Disponível em: <http://www.ijtef.org/index.php?m=content&c=index&a=show&catid=23&id=295>. Acesso em: 2 fev. 2020.

AMA – American Marketing Association. Disponível em: <https://www.ama.org/the-definition-of-marketing-what-is-marketing/>. Acesso em: 1 maio 2020.

AMPARO, S. **Introducción al Turismo**. OMT Organización Mundial del Turismo, 2019.

ARNOLD, J.; COOPER, C. L.; ROBERTSON, I. T. **Work Psychology**: Understanding human behaviour in the workplace. Londres: Financial Times-Pitman Publishing, 1995.

BACK, K-J. Impact-range performance analysis and asymmetry analysis for improving quality of Korean food attributes. **International Journal of Hospitality Management**, v. 31, p. 535-543, 2012. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2011.07.013>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0278431911001332?via%3Dihub>. Acesso em: 3 abr. 2020.

BAPTISTA, I. **Lugares de Hospitalidade**. In: Dias, Celia Maria de Morais (Org). Hospitalidade: reflexões e perspectivas – Barueri/SP: Manole, 2002.

BAKAR, N. A.; ROSBI, S. Effect of Coronavirus disease (COVID-19) to tourism industry. **International Journal of Advanced Engineering Research and Science**, vol. 7, n. 4., 2020. DOI 10.22161/ijaers.74.23. Disponível em: <https://ijaers.com/detail/effect-of-coronavirus-disease-covid-19-to-tourism-industry/>. Acesso em: 6 jun. 2021.

BAKER, D. A.; CROMPTON, J. L. Quality, satisfaction and behavioral intentions. **Annals of Tourism Research**, v. 27, n.3, p. 785-804, 2000. DOI 10.1016/S0160-7383(99)00108-5. Disponível em: <https://rpts.tamu.edu/wp-content/uploads/2020/09/Quality-Satisfaction-and-Behavioral-Intentions.pdf>. Acesso em: 7 maio 2020.

BARDIN, L. **Análise de conteúdo**. Lisboa: Edições 70, 1977.

BARON, S.; WARNABY, G.; HUNTER-JONES, P. Service(s) Marketing Research: Developments and Directions. **International Journal of Management Reviews**, v. 16, n. 2, P. 150-171, 2013. DOI <https://doi.org/10.1111/ijmr.12014>. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ijmr.12014>. Acesso em: 2 jun. 2020.

BELK, R. You are what you can access: Sharing and collaborative consumption online. **Journal of Business Research**, v. 67, n. 8, p. 1595-1600, 2014. DOI <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2013.10.001>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0148296313003366>. Acesso em: 4 jan 2020.

BENEA, I.A. **Influences of Social Media on Tourism and Hospitality Industry**. Vienna: Modul University, 2014.

BERRY, L.L.; PARASURAMAN, A. **Marketing Services**: Competing through quality. The Free Press, New York, USA, 1991.

BITNER, M.J.; BOOMS, B.H.; TETREAULT, M. S. The Service Encounter: Diagnosing Favorable and Unfavorable Incidents. **Journal of Marketing**, v. 54, n. 1, p. 71-84,

1990. DOI <https://doi.org/10.2307/1252174>. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/1252174>. Acesso em: 24 maio 2020.

BLACKWELL, R. D.; MINIARD, P. W.; ENGEL, J. F. **Comportamento do consumidor**. [Trad. Técn. Ayrosa, E. T.(coord.)]. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

BLEI, D. M. Topic Modeling and Digital Humanities. **Journal of Digital Humanities**, v. 2, n. 1, 2012. Disponível em: <http://journalofdigitalhumanities.org/2-1/topic-modeling-and-digital-humanities-by-david-m-blei/>. Acesso em: 23 jul. 2021.

_____; NG, A. Y.; JORDAN, M. I. Latent Dirichlet Allocation. **The Journal of machine Learning Research**, v. 3, p. 993-1022, 2003. DOI 10.5555/944919.944937. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/944919.944937>. Acesso em 1 abr.2021

BLOIS, K.J. The marketing of services: an approach. **European Journal of Marketing**, v. 8, n. 2, p. 137-145, 1974. DOI <https://doi.org/10.1108/EUM0000000005082>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/EUM0000000005082/full/html>. Acesso em: 3 jan. 2020.

BOSANGIT, C.; HIBBERT, S.; MCCABE, S. If I was going to die I should at least be having fun: Travel blogs, meaning and tourist experience. **Annals of Tourism Research**, v. 55, p. 1-14, 2015. DOI <https://doi.org/10.1016/j.annals.2015.08.001>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0160738315001024>. Acesso em: 24 fev. 2020.

BRASIL. Câmara dos Deputados. **Decreto Legislativo No. 6 de 2020**. Disponível em: <https://www2.camara.leg.br/legin/fed/decleg/2020/decretolegislativo-6-20-marco-2020-789861-norma-pl.html>. Acesso em: 12 maio 2021.

BRIDGES, J.; VÁSQUEZ, C. If nearly all Airbnb reviews are positive, does that make them meaningless? **Current Issues in Tourism**, v. 21, n. 18, p. 1-19, 2016. DOI <https://doi.org/10.1080/13683500.2016.1267113>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13683500.2016.1267113>. Acesso em: 3 abr. 2020.

BURNKRANT, R.; COUSINEAU, A. Informational and Normative Social Influence in buyer behavior. **The Journal of Consumer Research**, v. 2, n. 3, p. 206-215, 1975. DOI <https://doi.org/10.1086/208633>. Disponível em: <https://academic.oup.com/jcr/article-abstract/2/3/206/1785223>. Acesso em: 4 abr. 2020.

CADASTUR. **Sou Turista: Pesquisar Prestadores**. Disponível em: <https://cadastur.turismo.gov.br/hotsite/#!/public/sou-turista/inicio#prestadoresAncora>. Acesso em: 15 set. 2021.

CADOTTE, E. R.; TURGEON, N. Key Factors in Guest Satisfaction. **Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly**, v. 28, n. 4, p. 44–51, 1988. DOI <https://doi.org/10.1177/001088048802800415>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/001088048802800415>. Acesso em: 23 jan. 2020.

CAMARGO, L.O.L. **Hospitalidade** – São Paulo: Aleph, 2004.

CAMILLERI, M.A. **Travel marketing, tourism economics and the airline product: an introduction to theory and practice**. Malta: Springer, 2018.

CAMPOS, A. C.; MENDES, J.; VALLE, P. O. do; SCOTT, N. Co-creation of tourist experiences: a literature review. **Current Issues in Tourism**, v. 21, n. 4, p. 369–400, 2018. DOI <https://doi.org/10.1080/13683500.2015.1081158>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13683500.2015.1081158?journalCode=rct20>. Acesso em: 8 dez. 2020.

CARUANA, A. Service loyalty: the effects of service quality and the mediating role of customer satisfaction. **European Journal of Marketing**, v. 36, n. 7/8, p. 811-828, 2002. DOI <https://doi.org/10.1108/03090560210430818>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/03090560210430818/full/html>. Acesso em: 5 abr. 2020.

CASALÒ, L.V.; FLAVIAN, C.; GUINALIU; M.; EKINCI, Y. Avoiding the Dark Side of Positive Online Consumer Reviews: Enhancing Reviews' Usefulness for High Risk-Averse Travellers. **Journal of Business Research**, v. 68, n. 9, p. 1829-1835, 2015. DOI <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.01.010>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0148296315000247>. Acesso em: 25 abr. 2020.

CHAGAS, G.M.O.; AGUIAR, E.C. O papel de motivações utilitárias e hedônicas na cocriação de valor e sua relação com a experiência no AIRBNB. **Revista Brasileira de Pesquisa em Turismo - RBTUR** [online], v. 14, n. 3, p. 158-176, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.7784/rbtur.v14i3.1922>. Acesso em: 6 jul. 2021.

CHANDRALAL, L.; RINDFLEISH, J.; VALENZUELA, F. (2015). An application of travel blog narratives to explore memorable tourism experiences. **Asia Pacific Journal of Tourism Research**, v. 20, n. 6, p. 680-693, 2015. DOI <https://doi.org/10.1080/10941665.2014.925944>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10941665.2014.925944?journalCode=rapt20>. Acesso em: 25 abr. 2020.

CHANG, J.; BOYD-GRABER, J.; GERRISH, S.; WANG, C; BLEI, D.M. Reading Tea Leaves: How Humans Interpret Topic Models. *In: Proceedings of the 22nd International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, p. 288-296, 2009. Disponível em: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2009/file/f92586a25bb3145facd64ab20fd554ff-Paper.pdf>. Acesso em: 8 ago. 2021.

CHATHOTH, P.; UNGSON, G.R.; HARRINGTON, R.; ALTINAY, L.; OKUMUS, F.; CHAN, E.S. Conceptualization of Value Co-creation in the Tourism Context. *In: PREBENSEN, N.K. (Org.) Creating Experience Value in Tourism*. Reino Unido: CAB International, 2014. Disponível em: <https://www.worldcat.org/title/creating-experience-value-in-tourism/oclc/883721272>. Acesso em: 4 jul. 2021.

COMPARABLY. **How Other Brands Compare**. Disponível em: <https://www.comparably.com/brands/airbnb>. Acesso em: 5 jul. 2021.

CRONIN JR, J.J.; TAYLOR, S. A. Measuring service quality: a reexamination and extension. **Journal of Marketing**, v. 56, n. 3, p. 55-68, 1992. DOI <https://doi.org/10.1177/002224299205600304>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/002224299205600304>. Acesso em: 28 abr. 2020.

CROTTS, J.C.; MASON, P.R.; DAVIS, B. Measuring Guest Satisfaction and Competitive Position in the Hospitality and Tourism Industry: An Application of Stance-Shift Analysis to Travel Blog Narratives. **Journal of Travel Research**, v. 48, n. 2, 2009. DOI <https://doi.org/10.1177/0047287508328795>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0047287508328795>. Acesso em: 5 abr. 2020.

CRUZ, R. C. A. Hospitalidade Turística e Fenômeno Urbano: considerações gerais. In: Dias, Celia Maria de Moraes (Org). **Hospitalidade: reflexões e perspectivas**. Barueri/SP: Manole, 2002.

DANN, G.M.S. Anomie, Ego-Enhancement and Tourism. **Annals of Tourism Research**, v. 4, n. 4, p. 184-194, 1977. DOI [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(77\)90037-8](https://doi.org/10.1016/0160-7383(77)90037-8). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0160738377900378>. Acesso em: 3 mar. 2020.

_____. (1981). Tourist motivation: an appraisal. **Annals of Tourism Research**, v. 8, N. 2, P. 187-219, 1981. DOI [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(81\)90082-7](https://doi.org/10.1016/0160-7383(81)90082-7). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0160738381900827>. Acesso em: 23 jun. 2020.

DATAREPORTAL. **Digital 2019**: global digital overview. Disponível em: <https://datareportal.com/reports/digital-2019-global-digital-overview>. Acesso em: 15 abr. 2020.

_____. **Digital 2020**: global digital overview report. Disponível em: <https://datareportal.com/reports/digital-2020-global-digital-overview>. Acesso em: 5 jul. 2021.

DEL BOSQUE, I. R.; SAN MARTÍN, H. Tourist satisfaction a cognitive-affective model. **Annals of Tourism Research**, v. 35, n. 2, p-551-573, 2008. DOI <https://doi.org/10.1016/j.annals.2008.02.006>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0160738308000273>. Acesso em: 4 jun. 2020.

DEUTSCH, M.; GERARD, H. B. A study of normative and informational social influences upon individual judgment. **The Journal of Abnormal and Social Psychology**, v. 51, n.3, p. 629–636, 1955. DOI <https://doi.org/10.1037/h0046408>. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/1957-02366-001>. Acesso em: 29 abr. 2021.

DING, K.; CHOO, W.C.; NG, K.Y.; NG, S.I.; SONG, P. Exploring sources of satisfaction and dissatisfaction in airbnb accommodation using unsupervised and supervised topic

modeling. **Frontiers in Psychology**, n. 12, 2021. DOI 10.3389/fpsyg.2021.659481. Disponível em: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2021.659481/full>. Acesso em: 8 jun. 2020.

DMITROVIC, T.; KNEZEVIC CVELBAR; L., KOLAR, T.; MAKOVEC BRENCIC, M.; OGRAJENSEK, I.; ZABKAR, V. Conceptualizing tourist satisfaction at the destination level. **International Journal of Culture, Tourism and Hospitality Research**, v. 3, n. 2, p. 116–126, 2009. DOI <https://doi.org/10.1108/17506180910962122>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/17506180910962122/full/html>. Acesso em: 5 abr. 2020.

DOGRU, T.; MODY, M.; SUESS, C. Adding evidence to the debate: Quantifying Airbnb's disruptive impact on ten key hotel markets. **Tourism Management**, v. 72, p. 27-38, 2019. DOI <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.11.008>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261517718302772>. Acesso em: 4 dez. 2020.

DOLNICAR, S. Socializing New Guests. *In*: DOLNICAR, S; **Peer-to-Peer Accommodation Networks: Pushing the boundaries**. Chapter 17. Oxford: Goodfellow Publishers, 2017.

ERT, E.; FLEISCHER, A.; MAGEN, N. Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. **Tourism Management**, v. 55, p. 62-73, 2016. DOI <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.01.013>. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/2016-21324-008>. Acesso em: 3 mar. 2020.

FALCES DELGADO, C.; SIERRA DÍEZ, B.; BECERRA GRANDE, A.; BRIÑOL TURNES, P. HOTELQUAL: una escala para medir calidad percibida en servicios de alojamiento. **Estudios Turísticos**, n. 139, p. 95-110, 1999.

FERREIRA D. Research on Big Data, VGI, and the Tourism and Hospitality Sector: Concepts, Methods, and Geographies. *In*: SIGALA, M.; RAHIMI R.; THELWALL, M. (eds) **Big Data and Innovation in Tourism, Travel, and Hospitality**. Singapore: Springer, 2019. DOI 10.1007/978-981-13-6339-9_5. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007%2F978-981-13-6339-9>. Acesso em: 7 out. 2021.

FISK, R.P.; BROWN, S.W.; BITNER, M.J. Tracking the evolution of the services marketing literature. **Journal of Retailing**, v. 69, n. 1, p. 61-103, 1993. DOI [https://doi.org/10.1016/S0022-4359\(05\)80004-1](https://doi.org/10.1016/S0022-4359(05)80004-1). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022435905800041>. Acesso em: 4 maio 2020.

FODNESS, D. Measuring Tourism Motivation. **Annals of Tourism Research**, v. 21, n. 3, p. 555-581, 1994. DOI [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(94\)90120-1](https://doi.org/10.1016/0160-7383(94)90120-1). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0160738394901201>. Acesso em: 8 mar. 2020.

GELMAN, A.; CARLIN, J.B.; STERN, H.S.; RUBIN, D. B. **Bayesian data analysis**. 2a. Ed., New York: Chapman & Hall, 1995.

GHOBIAN, A.; SPELLER, S.; JONES, M. Service Quality. **International Journal of Quality & Reliability Management**, v. 11, n. 9, p. 43-66, 1994. DOI <https://doi.org/10.1108/02656719410074297>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/02656719410074297/full/html>. Acesso em: 13 jun. 2020.

GIRARD, T.C.; GARTNER, W.C. Second Home View: Host Community Perceptions. **Annals of Tourism Research**, v. 20, n. 4, p. 685-700, 1993. DOI [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(93\)90091-G](https://doi.org/10.1016/0160-7383(93)90091-G). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/016073839390091G>. Acesso em: 7 maio 2019.

GOTLIEB, J.B.; GREWAL, D.; BROWN, S.W. (1994). Consumer Satisfaction and Perceived Quality: Complementary or Divergent Constructs? **Journal of Applied Psychology**, v. 79, n. 6, p. 875-885, 1994. DOI 10.1037/0021-9010.79.6.875. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/buy/1995-14912-001>. Acesso em: 5 jan. 2021.

GREMLER D.D.; BROWN, S.W. **Service Loyalty: its nature, importance and implications**. New York, USA: International Service Quality Association Inc, 1996.

GRÖNROOS, C. A service-oriented Approach to marketing of services. **European Journal of Marketing**, v. 12, n. 8, p. 588-601, 1978. DOI <https://doi.org/10.1108/EUM0000000004985>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/EUM0000000004985/full/html>. Acesso em: 5 maio 2019.

_____. A service quality model and its marketing implications. **European Journal of Marketing**, v. 18, n. 4, p. 36-44, 1984. DOI <https://doi.org/10.1108/EUM0000000004784>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/EUM0000000004784/full/html>. Acesso em: 5 maio 2019.

_____. Adopting a service logic for marketing. **Marketing Theory**, v. 6, n.3, p. 317-333, 2006. DOI <https://doi.org/10.1177%2F1470593106066794>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1470593106066794>. Acesso em: 5 maio 2019.

GUO, Y.; BARNES, S.J.; JIA, Q. Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using *Latent Dirichlet Allocation*. **Tourism Management**, v. 59, p. 467-483, 2017. DOI 10.1016/j.tourman.2016.09.009. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/eee/touman/v59y2017icp467-483.html>. Acesso em: 22 out. 2021.

GUPTA, V.; LEHAL, G.S. A survey of text mining techniques and applications. **Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence**, v. 1, p. 60-76, 2009. DOI 10.4304/JETWI.1.1.60-76. Disponível em: <https://www.semanticscholar.org/paper/A-Survey-of-Text-Mining-Techniques-and-Applications-Gupta-Lehal/a3124650908b88c9b2e03b0add30464ef77c11ce>. Acesso em 22 out. 2021.

GUTTENTAG, D. Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. **Current Issues in Tourism**, v. 18, n. 12, p. 1-26, 2015. DOI

<https://doi.org/10.1080/13683500.2013.827159>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13683500.2013.827159>. Acesso em: 4 jun. 2019.

_____; SMITH, S.L.J. Assessing Airbnb as a disruptive innovation relative to hotels: substitution and comparative performance expectations. **International Journal of Hospitality Management**, v. 64, 2017. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2017.02.003>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0278431916302250>. Acesso em: 4 jun. 2019.

_____; SMITH S.L.J., POTWARKA L., HAVITZ M. Why Tourists Choose Airbnb: A Motivation-Based Segmentation Study. **Journal of Travel Research**, v. 57, n. 3, p.342-359, 2017. DOI <https://doi.org/10.1177%2F0047287517696980>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/0047287517696980>. Acesso em: 4 jun. 2019.

HARVEY L. **Understanding quality**. In PURSER, L. (Ed.) **Bologna Handbook: Making Bologna work**. Estados Unidos: Brussels European University Association and Berlin, 2006.

HESKETH, J.L.; COSTA, M.R.P.M. Construção de um Instrumento para Medida de Satisfação no Trabalho. **Revista de Administração de Empresas**, v. 20, n. 3, p. 59-68, 1980.

HOSNI, H.; KIEVIT, H.; DRAKOS, P. D.; ANGELAKIS, G.; VAN DIJK, G. Measuring Tourist Attitudes and Consumer Behavior. **International Journal of Food and Beverage Manufacturing and Business Models**, v. 3, n. 2, p. 29-41, 2018. DOI 10.4018/IJFBMBM. Disponível em: <https://www.igi-global.com/journal/international-journal-food-beverage-manufacturing/122301>. Acesso em: 5 out. 2020.

HOVLAND, C.I.; HARVEY, O.J.; SHERIF, M. Assimilation and contrast effects in relations to communication and attitude change. **Journal of Abnormal and Social Psychology**, v. 55, n.2, p. 244-252, 1957. DOI <https://doi.org/10.1037/h0048480>. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/1959-03580-001>. Acesso em: 4 mar. 2019.

IBGE. Diretoria de Pesquisas, Coordenação de Serviços e Comércio. **Pesquisa de Serviços de Hospedagem**, 2016. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/tabela/3656>. Acesso em: 15 set. 2021.

IKKALA, T.; LAMPINEN, A. Monetizing Network Hospitality: Hospitality and Sociability in the Context of Airbnb. **CSCW '15 Proceedings of the 18th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing**, 2015. DOI <https://doi.org/10.1145/2675133.2675274>. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2675133.2675274>. Acesso em: 2 fev. 2021.

INSIDE AIRBNB. About (2020a). Disponível em: <http://insideairbnb.com/about.html>. Acesso em: 9 set. 2020.

_____. Get the Data (2020b). Rio de Janeiro. Disponível em: <http://insideairbnb.com/get-the-data.html>. Acesso em: 9 set. 2020.

_____. Airbnb in Rio de Janeiro (2020c). Disponível em: <http://insideairbnb.com/rio-de-janeiro/?neighbourhood=&filterEntireHomes=false&filterHighlyAvailable=false&filterRecentReviews=false&filterMultiListings=false#>. Acesso em: 9 set. 2020.

_____. Listings per Host. (2021). Disponível em <http://insideairbnb.com/rio-de-janeiro/#>. Acesso em: 16 jun. 2021.

ISO-AHOLA, S.E. Toward a social psychological theory of tourism motivation: a rejoinder. **Annals of Tourism Research**, v. 9, n. 2, p. 256-262, 1982. DOI [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(82\)90049-4](https://doi.org/10.1016/0160-7383(82)90049-4). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0160738382900494>. Acesso em: 5 jun. 2019.

JEONG, M.; OH, H. Quality function deployment: An extended framework for service quality and customer satisfaction in the hospitality industry. **International Journal of Hospitality Management**, v. 17, n. 4, p. 375-390, 1998. DOI [https://doi.org/10.1016/S0278-4319\(98\)00024-3](https://doi.org/10.1016/S0278-4319(98)00024-3). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0278431998000243>. Acesso em: 4 jun. 2019.

JOSEPH, G.; VARGHESE, V. Analyzing Airbnb Customer Experience Feedback Using Text Mining. In: SIGALA, M.; RAHIMI R.; THELWALL, M. (eds) **Big Data and Innovation in Tourism, Travel, and Hospitality**. Singapore: Springer, 2019. DOI [10.1007/978-981-13-6339-9_10](https://doi.org/10.1007/978-981-13-6339-9_10). Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007%2F978-981-13-6339-9>. Acesso em: 7 out. 2021.

JU, Y.; BACK, K-J.; CHOI, Y.; LEE, J-S. Exploring Airbnb service quality attributes and their asymmetric effects on customer satisfaction. **International Journal of Hospitality Management**, v. 77, p. 342-352, 2019. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.07.014>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S027843191730909X>. Acesso em: 7 jun. 2019.

KARLSSON, L.; DOLNICAR, S. Someone's been sleeping in my bed. **Annals of Tourism Research**, v. 58, p. 159-162, 2016. DOI <https://doi.org/10.1016/j.annals.2016.02.006>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0160738316300160>. Acesso em: 3 maio 2019.

KIATKAWSIN, K.; SUTHERLAND, I.; KIM, J. A comparative automated text analysis of Airbnb reviews in Hong Kong and Singapore using Latent Dirichlet Allocation. **Sustainability** (Switzerland), v.12, n., 2020. DOI [10.3390/su12166673](https://doi.org/10.3390/su12166673). Disponível em: <https://www.mdpi.com/2071-1050/12/16/6673>. Acesso em: 20 set. 2021.

KNUTSON, B.; STEVENS, P.; WULLAERT, C.; PATTON, M.; YOKOYAMA, F. LODGSERV: A Service Quality Index for the Lodging Industry. **Hospitality Research Journal**, v. 14, n. 2, p. 277-284, 1990. DOI [10.1177/109634809001400230](https://doi.org/10.1177/109634809001400230). Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/109634809001400230>. Acesso em: 5 set. 2021.

LALICIC, L.; WELSMAYER, C. The role of authenticity in Airbnb experiences. *In* SCHEGG, R; STANGL, B. (Eds). **Information and Communication Technologies in Tourism**. eBook. Switzerland: Springer International Publisher, p. 781-794, 2017. DOI 10.1007/978-3-319-51168-9_56. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/312046857_The_Role_of_Authenticity_in_Airbnb_Experiences. Acesso em: 4 nov. 2020.

LAMPINEN, A.; CHESHIRE, C. Hosting via Airbnb: Motivations and Financial Assurances in Monetized Network Hospitality. *The Economics of Being Online; CHI '16: Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, p. 1669–1680, 2016. DOI <https://doi.org/10.1145/2858036.2858092>. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2858036.2858092>. Acesso em: 4 jun. 2019.

LASSAR, W.M.; MANOLIS, C.; WINSOR, R.D. Service quality perspectives and satisfaction in private banking. **Journal of Services Marketing**, v. 14, n. 3, p. 244-271, 2000. DOI <https://doi.org/10.1108/08876040010327248>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/08876040010327248/full/html>. Acesso em: 22 abr. 2019.

LASHLEY, C. **Hospitalidade e hospitabilidade**. *Revista Hospitalidade*. São Paulo, v. XII, n. especial, p. 70-92, mai. 2015. Disponível em: <https://www.rev Hosp.org/hospitalidade/article/view/566/623>. Acesso em: 4 abr. 2020.

LEE, T.H. A Structural Model to Examine How Destination Image, Attitude, and Motivation Affect the Future Behavior of Tourists. **An Interdisciplinary Journal**, v. 31 n. 30, p. 215-236, 2009. DOI <https://doi.org/10.1080/01490400902837787>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/01490400902837787>. Acesso em: 3 jun. 2019.

LEE, C. K. H.; TSE, Y. K. Improving peer-to-peer accommodation service based on text analytics. **Industrial Management & Data Systems**, v. 121, n. 2, p. 209-277, 2021. DOI <https://doi.org/10.1108/IMDS-02-2020-0105>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/IMDS-02-2020-0105/full/html>. Acesso em: 4 abr. 2019.

LEHR, D.D. An analysis of the changing competitive landscape in the hotel industry regarding Airbnb. *Graduate Master's Theses, Capstones, and Culminating Projects*, p. 188, 2015. DOI <https://doi.org/10.33015/dominican.edu/2015.bus.01>. Disponível em: <https://scholar.dominican.edu/masters-theses/188/>. Acesso em: 24 abr. 2019.

LEIPER, N. Why 'the tourism industry' is misleading as a generic expression: The case for the plural variation, 'tourism industries'. **Tourism Management**, v. 29, n. 2, p. 237-251, 2008. DOI <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2007.03.015>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261517707000775>. Acesso em: 22 abr. 2019.

_____. The framework of tourism: towards a definition of tourism, tourist and the tourist industry. **Annals of Tourism Research**, v. 6, n. 5, p.290-407, 1979. DOI [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(79\)90003-3](https://doi.org/10.1016/0160-7383(79)90003-3). Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261517718302358>. Acesso em: 22 abr. 2019.

LEUNG, X.Y.; XUE, L.; WEN, H. Framing the sharing economy: Toward a sustainable ecosystem. **Tourism Management**, v. 71, p. 44-53, 2019. DOI <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.09.021>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261517718302358>. Acesso em: 23 abr. 2019.

LEWIS, R. C.; BOOMS, B. H. The Marketing Aspects of Service Quality, *In*: Berry, L.L., Shostack, G. and Upah, G. (Eds.), **Emerging Perspectives in Service Marketing**, American Marketing Association, Chicago, p. 99-107, 1983.

LIANG S.; SCHUCKERT, M.; LAW, R.; CHEN, C. (2017). Be a “Superhost”: The importance of badge systems for peer-to-peer rental accommodations. **Tourism Management**, v. 60, p. 454-465, 2017. DOI <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.01.007>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261517717300079>. Acesso em: 27 abr. 2019.

LIANG, L.J.; CHOI, H.C.; JOPPE, M. (2018). Exploring the relationship between satisfaction, trust and switching intention, repurchase intention in the context of Airbnb. **International Journal of Hospitality Management**, v. 69, p. 41-48, 2018. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2017.10.015>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0278431916302389?via%3Di> hub. Acesso em: 5 maio 2019.

LIMBERGER, P. F.; ANJOS, F. A. dos; MEIRA, J. V. S.; ANJOS, S. J. G. dos. Satisfaction in hospitality on TripAdvisor.com: An analysis of the correlation between evaluation criteria and overall satisfaction. **Tourism & Management Studies**, v. 10, n. 1, p. 59-65, 2014. Disponível em: <https://tmstudies.net/index.php/ectms/article/viewFile/648/1156>. Acesso em: 3 nov. 2020.

LOCKWOOD, A.; JONES, P. Administração das operações de hospitalidade. *In*: LASHLEY, C.; MORRISON, L. J. (org.) **Em busca da hospitalidade: Perspectivas para um mundo globalizado**. Barueri/SP: Manole, 2004.

LOHANNE, L. G. Turismo, cartografia e imagem: os significados dos mapas ea construção de narrativas sobre os espaços turísticos do Rio de Janeiro. **Cadernos de Geografia**, v. 41, n. 8, p. 105-118, 2020. Disponível em: https://impactum-journals.uc.pt/cadernosgeografia/article/view/41_8. Acesso em: 20 jun. 2021.

LOHMANN, G.; PANOSSO NETTO, A. **Teoria do turismo: conceitos, modelos e sistemas**. 2ª Ed., Rev. Ampl. São Paulo: Aleph, 2012.

LU, L.; MODY, M.; ANDAJIGARMAROU, S. Exploring guest response towards service failure in home-sharing: service presence and consumption motivation. **International Journal of Hospitality Management**, v. 87, p. 1-11, 2020. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102498>. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0278431920300505>. Acesso em: 23 jun. 2021.

LUNDBERG, D.E.; KRISHNAMOORTHY, M.; STAVENGA, M.H. **Tourism economics**. 1995. Disponível em: <https://www.wiley.com/en-sg/Tourism+Economics-p-9780471578840>. Acesso em: 10 jun. 2020.

LUO, Y., TANG R. (Liang). Understanding hidden dimensions in textual reviews on Airbnb: An application of modified latent aspect rating analysis (LARA). **International Journal of Hospitality Management**, v. 80, p. 144-154, 2019. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2019.02.008>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0278431918306856>. Acesso em: 23 abr. 2019.

LUTZ, C.; NEWLANDS, G. Consumer segmentation within the sharing economy: The case of Airbnb. **Journal of Business Research**, v. 88, p. 187-196, 2018. DOI <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.03.019>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0148296318301474>. Acesso em: 3 mar. 2020.

MARINE-ROIG, E. (2021). Measuring Online Destination Image, Satisfaction, and Loyalty: Evidence from Barcelona Districts. **Tourism and Hospitality**, v. 2, n. 1, p. 62–78. DOI <https://doi.org/10.3390/tourhosp2010004>. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2673-5768/2/1/4>. Acesso em: 23 ago. 2021.

MARQUES, R.B. Características Hospitaleiras do Anfitrião de Meios de Hospedagem. **Revista Hospitalidade**, v. 5, n. 1, 2018. DOI <https://doi.org/10.21714/2179-9164.2018v15n1.807>. Disponível em: <https://www.rev hosp.org/hospitalidade/article/view/778>. Acesso em: 24 abr. 2019.

MASLOW, A.H. A theory of human motivation. **Psychological Review**, v. 50, n. 4, p. 370–396, 1943. DOI <https://doi.org/10.1037/h0054346>. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/1943-03751-001>. Acesso em: 30 abr. 2019.

_____. **Motivation and Personality**. New York, EUA: Harper & Hall Publishers, 1954

MATHIS, E. F; KIM, H (Lina); UYSAL, M.; SIRGY, J.M.; PREBENSEN, N.K. The effect of co-creation experience on outcome variable. **Annals of Tourism Research**, v. 57(C), p. 62-75, 2016. DOI [10.1016/j.annals.2015.11.023](https://doi.org/10.1016/j.annals.2015.11.023)

MEDEIROS, S. A.; GOSLING, M.; VERA, L. A. R. Emoções em Experiências Negativas de Turismo: um estudo sobre a influência na insatisfação. **Turismo em Análise**, v. 26, n. 1, p. 188-215, 2015. DOI <https://doi.org/10.11606/issn.1984-4867.v26i1p188-215>. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/rta/article/view/89154>. Acesso em: 22 nov. 2021.

MIKULIC, J.; PREBEZAC, D. A critical review of techniques for classifying quality attributes in the Kano model. **Managing Service Quality: An International Journal**, v. 21, n. 1, p. 46–66, 2011. DOI <https://doi.org/10.1108/09604521111100243>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/09604521111100243/full/html>. Acesso em: 29 abr. 2019.

MINISTÉRIO DO TURISMO (MTur). Coordenação Geral de Regionalização. Programa de Regionalização do Turismo - **Roteiros do Brasil: Turismo e Sustentabilidade/ Ministério do Turismo**. Brasília: Secretaria Nacional de Políticas de Turismo. Departamento de Estruturação, Articulação e Ordenamento Turístico. Coordenação Geral de Regionalização, 2007. Disponível em: http://www.regionalizacao.turismo.gov.br/images/roteiros_brasil/turismo_e_sustentabilidade.pdf. Acesso em: 20 mar. 2020.

MONDO, T.S. **TOURQUAL: proposta de um modelo de avaliação da qualidade de serviços em atrativos turísticos**. 2014. Tese (Doutorado em Administração) – Centro Socioeconômico, Universidade Federal de Santa Catarina, 2014. Disponível em: <https://1library.org/document/y49kl40z-tourqual-proposta-modelo-avaliacao-qualidade-servicos-atrativos-turisticos.html>. Acesso em: 3 jul. 2021.

MOON, H.; WEI, W.; MIAO, L. Complaints and resolutions in a peer-to-peer business model. **International Journal of Hospitality Management**, v. 81, p. 239-248, 2019. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2019.04.026>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0278431918309526>. Acesso em: 2 fev. 2020.

MOTA, A.M.G.; WADA E.K.; FRAGA, L.E. Mídias Sociais e a Hospitabilidade: desafios e tendências do Século XXI. **Revista TURyDES**, Universidad de Málaga, v. 6, n. 15, 2013. Disponível em: <http://www.eumed.net/rev/turydes/15/turismo-desafios.html>. Acesso em: 17 nov. 2018.

NEWMAN, D.; LAU, J.H.; GRIESER, K.; BALDWIN, T. Automatic evaluation of topic coherence. *In: Human language technologies: the 2010 annual conference of the North American chapter of the association for computational linguistics, HLT'10*. Stroudsburg, PA, USA, p. 100-108, 2010. DOI 10.5555/1857999.1858011. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1857999.1858011>. Acesso em: 25 mar. 2021.

OLIVER, R.L. A Cognitive Model of the Antecedents and Consequences of Satisfaction Decisions. **Journal of Marketing Research**, v. 17, n. 4, p. 460-469, 1980. DOI <https://doi.org/10.1177/002224378001700405>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/002224378001700405>. Acesso em: 5 abr. 2020.

_____. Measurement and evaluation of satisfaction processes in retail settings. **Journal of Retailing**, v. 57, n. 3, p. 25–48, 1981. Disponível em: <http://psycnet.apa.org/psycinfo/1984-10995-001>. Acesso em: 3 maio 2020.

_____. (2014). **Satisfaction: a behavioral perspective on the consumer**. 2a. Ed, Nova York: Routledge. Taylor & Francis Group, p. 544, 2014. DOI <https://doi.org/10.4324/9781315700892>. Disponível em: <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.4324/9781315700892/satisfaction-behavioral-perspective-consumer-richard-oliver>. Acesso em: 5 abr. 2020.

OSKAM, J.; BOSWIJK, A. Airbnb: the future of networked hospitality businesses. **Journal of Tourism Futures**, v. 2, n. 1, p. 22-42, 2016. DOI <https://doi.org/10.1108/JTF-11-2015-0048>. Disponível em:

<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/JTF-11-2015-0048/full/html>. Acesso em: 17 abr. 2019.

OWYANG, J. A Market Definition Report of The Collaborative Economy: Products, services, and market relationships have changed as sharing startups impact business models. **To avoid disruption, companies must adopt the Collaborative Economy Value Chain**, 2013. Disponível em: <http://www.collaboriamo.org/media/2014/04/collabecon-draft16-130531132802-phpapp02-2.pdf>. Acesso em: 20 set 2021.

PANDA, R.; VERMA, S.; MEHTA, B. Emergence and Acceptance of Sharing Economy in India: Understanding through the Case of Airbnb. **International Journal of Online Marketing**, v. 5, n. 3, p. 1-17, 2015. DOI <https://doi.org/10.4018/IJOM.2015070101>. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/abs/10.4018/IJOM.2015070101>. Acesso em: 2 jun. 2019.

PARASURAMAN, A; ZEITHAML, V.A.; BERRY, L.L. A Conceptual Model of Service Quality and Its Implications for Future Research. **Journal of Marketing**, v. 49, n. 4, p. 41-50, 1985. DOI <https://doi.org/10.1177/002224298504900403>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/002224298504900403>. Acesso em: 4 set. 2019.

_____. (1988). SERVQUAL: A Multiple-Item Scale for Measuring Consumer Perceptions of Service Quality. **Journal of Retailing**, v. 64, n. 1, p. 12-40, 1988. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/1989-10632-001>. Acesso em: 4 mar. 2021.

PARASURAMAN, A., BERRY; L.L.; ZEITHAML, V.A. (1991). Refinement and reassessment of the SERVQUAL scale. **Journal of Retailing**, v. 67, n. 4, p. 420-450, 1991. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/1992-37673-001>. Acesso em: 22 abr. 2021.

PEARCE, P.L. **Tourist behaviour: themes and conceptual schemes**. Australia: Channel View Publications, 2005.

PEARCE, P.L.; CALTABIANO, M.L. (1983). Inferring Travel Motivation from Travelers' Experiences. **Journal of Travel Research**, v. 22, n. 2, p. 16-20, 1983. DOI <https://doi.org/10.1177/004728758302200203>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/004728758302200203>. Acesso em: 3 jun. 2019.

PESTANA, M.H.; PARREIRA, A.; MOUTINHO, L. Motivations, emotions and satisfaction: The keys to a tourism destination choice. **Journal of Destination Marketing & Management**, v. 16, 2020. DOI <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2018.12.006>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2212571X18301203>. Acesso em: 10 set. 2020.

PIZAM, A.; ELLIS, T. Customer Satisfaction and Its Measurement in Hospitality Enterprises. **International Journal of Contemporary Hospitality Management**, v. 11, n. 7, p. 326-339, 1999. DOI <https://doi.org/10.1108/09596119910293231>.

Disponível em:
<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/09596119910293231/full/html>.
 Acesso em: 8 out. 2019

PODNAR, K.; JAVERNIK, P. The Effect of Word of Mouth on Consumers' Attitudes Toward Products and Their Purchase Probability. **Journal of Promotion Management**, v. 18, n. 2, p. 145–168, 2012. DOI <https://doi.org/10.1080/10496491.2012.668426>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10496491.2012.668426>. Acesso em: 5 ago. 2019.

PRAHALAD, C.K.; RAMASWAMY, V. Co-creation experiences: The next practice in value creation. **Journal of Interactive Marketing**, v. 18, n. 3, p. 5–14, 2004. DOI <https://doi.org/10.1002/dir.20015>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1094996804701073>. Acesso em: 2 fev. 2021.

PRIPORAS, C-V.; STYLOS, N.; FOTIADIS, A.K. Generation Z consumers' expectations of interactions in smart retailing: A future agenda. **Computers in Human Behavior**, 2017. DOI <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.01.058>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563217300729>. Acesso em: 30 abr. 2020.

QUATTRONE, G.; PROSERPIO, D.; QUERCIA, D.; CAPRA, L.; MUSOLESI, M. Who benefits from the sharing economy of Airbnb? **Proceedings of the 25th international conference on world wide web**, 2016. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/301874810_Who_Benefits_from_the_Sharing_Economy_of_Airbnb. Acesso em: 4 mar. 2020.

RADOJEVIC, T.; STANISIC, N.; STANIC, N. Inside the Rating Scores: A Multilevel Analysis of the Factors Influencing Customer Satisfaction in the Hotel Industry. **Cornell Hospitality Quarterly**, v. 58, n. 2, p. 134–164, 2017. DOI <https://doi.org/10.1177/1938965516686114>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1938965516686114>. Acesso em: 4 ago. 2021.

REEVES, C.A.; BEDNAR, D.A. Defining Quality: alternatives and implications. **The Academy of Management Review**, v. 19, n. 3, Special Issue: "Total Quality", p. 419–445, 1994. DOI <https://doi.org/10.2307/258934>. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/258934>. Acesso em: 26 set. 2019.

REINHOLD, S.; DOLNICAR, S. Chapter 2 – The Sharing Economy. *In*: DOLNICAR, S., **Peer-to-Peer Accommodation Networks: Pushing the boundaries**, Oxford: Goodfellow Publishers, p. 15–26, 2017a. DOI <http://dx.doi.org/10.23912/9781911396512-3600>. Disponível em: <https://www.goodfellowpublishers.com/academic-publishing.php?content=doi&doi=10.23912/9781911396512-3600>. Acesso em: 3 abr. 2020.

_____. Chapter 4 – How Airbnb Creates Value, *In*: DOLNICAR, S., **Peer-to-Peer Accommodation Networks: Pushing the boundaries**, Oxford: Goodfellow Publishers,

2017b. DOI <http://dx.doi.org/10.23912/9781911396512-3602>. Disponível em: <https://www.goodfellowpublishers.com/academic-publishing.php?content=doi&doi=10.23912/9781911396512-3602>. Acesso em: 3 abr. 2020.

RICCI-CAGNACCI, R.; ROSSI, G.B. Hospitalidade Compartilhada e a Airbnb: Reflexões sobre antigos valores, tempos modernos, novas concepções. **Ateliê Do Turismo**, v. 5, n. 1, p. 252-277, 2021. Disponível em: <https://periodicos.ufms.br/index.php/adturismo/article/view/12371>. Acesso em: 5 ago. 2021.

ROSSI, G.B.; SERRALVO, F.A.; JOÃO, B.N. Análise de Conteúdo. **Revista Brasileira de Marketing - ReMark**. Ed. Especial - v. 13, n. 4., 2014. DOI <https://doi.org/10.5585/remark.v13i4.2701>. Disponível em: <https://periodicos.uninove.br/remark/article/view/12049>. Acesso em: 3 maio 2020.

SALEH, F.; RYAN, C. Analyzing Service Quality in the Hospitality Industry Using the SERVQUAL Model. **The Service Industries Journal**, v. 11, n. 3, p. 324-345, 1991. DOI <https://doi.org/10.1080/02642069100000049>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/02642069100000049>. Acesso em: 22 abr. 2021.

SANTOS, G.E.O.; KADOTA, D.K. **Economia do Turismo**. São Paulo: Aleph, 2012.

SANTOS, G.; SANTOS, M.; MOTA, V.F.S.; BENEVENUTO, F.; SILVA, T.H. Neutral or negative? sentiment evaluation in reviews of hosting services. *In: Proceedings of the 24th Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*, pages 347–354. 2018. DOI <https://doi.org/10.1145/3243082.3243091>. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3243082.3243091>. Acesso em: 14 abr. 2020.

SCHOR, J. Debating the sharing economy. **Journal of Self-Governance & Management Economics**, v. 4, n. 3, p. 7-22, 2016. DOI [10.22381/JSME4320161](https://doi.org/10.22381/JSME4320161). Disponível em: <https://addletonacademicpublishers.com/contents-jsme/626-volume-4-3-2016/2655-debating-the-sharing-economy>. Acesso em: 17 maio 2010.

SECORD, P.; BECKMAN, C. **Social Psychology**, New York, NY: McGraw-Hill, 1969.

SETH, N.; DESHMUKH, S. G.; VRAT, P. Service quality models: a review. **International Journal of Quality & Reliability Management**, v. 22, n. 9, p. 913-949, 2005. DOI <https://doi.org/10.1108/02656710510625211>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/02656710510625211/full/html>. Acesso em: 12 mar. 2020.

SHEN, X.X.; TAN, K.C.; XIE, M. An integrated approach to innovative product development using Kano's model and QFD. **European Journal of Innovation Management**, vol. 3 n. 2, p. 91–99, 2000. DOI <https://doi.org/10.1108/14601060010298435>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/14601060010298435/full/html>. Acesso em: 13 abr. 2020.

SIGALA, M.; BEER, A.; HODGSON, L.; O'CONNOR, A. Big Data for Measuring the Impact of Tourism Economic Development Programmes: A Process and Quality

Criteria Framework for Using Big Data BT - **Big Data and Innovation in Tourism, Travel, and Hospitality: Managerial Approaches, Techniques, and Application** (SIGALA, M.; RAHIMI R.; THELWALL, M. (eds.); p. 57–73). Singapore: Springer, 2019. DOI 10.1007/978-981-13-6339-9_4. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007%2F978-981-13-6339-9>. Acesso em: 7 out. 2021.

SITUMORANG, K.M.; HIDAYANTO, A.N.; WICAKSONO, A.F.; YULIAWATI, A. Analysis on customer satisfaction dimensions in peer-to-peer accommodation using *Latent Dirichlet Allocation*: A case study of airbnb. **Paper presented at the International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)**, Malang, Indonesia, p. 542-547, 2018. DOI 10.1109/EECSI.2018.8752912. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8752912>. Acesso em: 27 nov. 2020.

SO, K. K. F.; OH, H.; MIN, S. Motivations and constraints of Airbnb consumers: findings from a mixed-methods approach. **Tourism Management**, v. 67, p. 224-236, 2018. DOI <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.01.009>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261517718300098>. Acesso em: 18 abr. 2019.

SOLOMON, M. R. **O comportamento do consumidor: Comprando, possuindo, sendo**. [Trad. Lene Belon Ribeiro]. 5ª Ed, Porto Alegre: Artmed Editora S.A., 2002.

SOTTOCORNOLA G.; STELLA, F.; SYMEONIDIS, P.; ZANKER, M.; KRAJGER, I; FAULLANT, R.; SHWARZ, E. Identifying Innovative Idea Proposals with Topic Models—A Case Study from SPA Tourism. *In*: SIGALA, M.; RAHIMI R.; THELWALL, M. (eds) **Big Data and Innovation in Tourism, Travel, and Hospitality**. Singapore: Springer, 2019. DOI 10.1007/978-981-13-6339-9_8. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007%2F978-981-13-6339-9>. Acesso em: 7 out. 2021.

SPRENG, R.A.; MACKENZIE, S.B.; OLSHAVSKY, B.W. A Re-examination of the Determinants of Consumer Satisfaction. **Journal of Marketing**, v. 60, n. 3, p. 15-32, 1996. DOI <https://doi.org/10.2307/1251839>. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/1251839>. Acesso em: 22 maio 2020.

STEPHANY, A. **The Business of Sharing. Making it in the New Sharing Economy**. Hampshire, UK: Palgrave Macmillan, 2015

STERNBERG, R. J. Educational psychology has fallen, but it can get up. **Educational Psychology Review**, v. 8, n. 2, p. 175–185, 1996. DOI <https://doi.org/10.1007/BF02160680>. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/BF02160680>. Acesso em: 14 fev. 2020.

STREUKENS, S.; RUYTER, K. Reconsidering nonlinearity and asymmetry in customer satisfaction and loyalty models: an empirical study in three retail service settings. **Marketing Letters**, v. 15, n. 2/3, p. 99–111, 2014. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/40216648>. Acesso em: 8 set. 2020.

STYLOS N.; ZWIEGELAAR J. Big Data as a Game Changer: How Does It Shape Business Intelligence Within a Tourism and Hospitality Industry Context?. *In*: SIGALA, M.; RAHIMI R.; THELWALL, M. (eds) **Big Data and Innovation in Tourism, Travel, and Hospitality**. Singapore: Springer, 2019. DOI 10.1007/978-981-13-6339-9_11. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007%2F978-981-13-6339-9>. Acesso em: 7 out. 2021.

SUTHERLAND, I.; KIATKAWSIN, K. Determinants of guest experience in airbnb: A topic modeling approach using LDA. **Sustainability** (Switzerland), v. 12, n. 8, 2020. DOI <https://doi.org/10.3390/su12083402>. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2071-1050/12/8/3402>. Acesso em: 20 jan. 2021.

SWARBROOKE, J.; HORNER, S. **O comportamento do consumidor no turismo**. São Paulo: Aleph, 2002.

THELWALL, M. Sentiment Analysis for Tourism BT - Big Data and Innovation in Tourism, Travel, and Hospitality: Managerial Approaches, Techniques, and Applications (SIGALA, M.; RAHIMI R.; THELWALL, M. (eds.); p. 87–104). **Big Data and Innovation in Tourism, Travel, and Hospitality**. Singapore: Springer, 2019. DOI 10.1007/978-981-13-6339-9_6. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007%2F978-981-13-6339-9>. Acesso em: 7 out. 2021.

VAN ECK, N.J.; WALTMAN, L. Visualizing bibliometric networks. *In*: DING, Y; R. ROUSSEAU, R; WOLFRAM, D. (Eds.), **Measuring scholarly impact: Methods and practice**, p. 285–320, Singapore: Springer, 2014. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-10377-8>. Acesso em: 17 jan. 2021.

VARGO, S.L.; LUSCH, R.F. Service-dominant logic: continuing the evolution. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 36, p. 1–10, 2008. DOI <https://doi.org/10.1007/s11747-007-0069-6>. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11747-007-0069-6>. Acesso em: 13 fev. 2020

VARMA, A; JUKIC, N.; PESTEK, A.; SHULTZ, C.J.; NESTOROV, S. Airbnb: Exciting innovation or passing fad? **Tourism Management Perspectives**, v. 20, p. 228-237, 2016. DOI <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2016.09.002>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S221197361630085X>. Acesso em: 29 dez. 2019.

WALKER, J.R. **Introdução à Hospitalidade**, 2ª Ed, Barueri/SP: Manole, 2002. [trad. Verçosa Filho, E.G.].

WANG, D.; NICOLAU, J.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. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2016.12.007>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0278431916305618>. Acesso em: 28 dez. 2019.

WEB OF SCIENCE. **Core Collection**. Pesquisa na Base de Dados, 2021. Disponível em: <https://www.webofscience.com/wos/alldb/basic-search>. Acesso em: 5 jul. 2021.

WEBER, N.; MURPHY, H.; SCHEGG, R.; MURPHY, J. An Investigation of Satisfaction and Loyalty in the Virtual Hospitality Environment. In: Frew A.J. (eds) **Information and Communication Technologies in Tourism**. Springer, Vienna, p. 452-462, 2005. DOI https://doi.org/10.1007/3-211-27283-6_41. Disponível em: https://link.springer.com/chapter/10.1007%2F3-211-27283-6_41. Acesso em: 24 abr. 2020.

WIRTZ, J.; LOVELOCK, C. **Services Marketing: people, technology, strategy**, 8ª Ed., New Jersey, EUA: World Scientific Publishing, 2016.

WOLFSON, O.; BO, X.; SISTLA, A.P. An economic model for resource exchange in mobile peer to peer networks. **IEEE Proceedings. 16th International Conference on Scientific and Statistical Database Management (SSDBM'04)**. Santorini Island, Greece: The Computer Society, p. 235–244, 2004. DOI 10.1109/ssdm.2004.1311215. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1311215>. Acesso em: 1 fev. 2021

WTTTC. **Impacto Econômico**, 2021. Disponível em: <https://wttc.org/Research/Economic-Impact>. Acesso em: 12 set. 2021.

YOON, Y.; UYSAL, M. An examination of the effects of motivation and satisfaction on destination loyalty: A structural model. **Tourism Management**, v. 26, n. 1, p. 45-56, 2005. DOI <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2003.08.016>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261517703002000>. Acesso em: 13 maio 2019.

ZEITHAML, V.A.; BERRY, L.L.; PARASURAMAN, A. Communication and control processes in the delivery of service quality. **Journal of Marketing**, v. 52, n. 2, p. 25-48, 1988. DOI <https://doi.org/10.1177/002224298805200203>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/002224298805200203>. Acesso em: 12 set. 2019.

ZERVAS G.; PROSERPIO, D.; BYERS, J.W. (2015). A First Look at Online Reputation on Airbnb, Where Every Stay is Above Average. **SSRN Electronic Journal**, p. 1-22, 2015. DOI <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2554500>. Disponível em: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2554500. Acesso em: 10 abr. 2020.

_____. The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry. **Journal of Marketing Research**, v. 54, n. 5, p. 687-705, 2017. DOI <https://doi.org/10.1509/jmr.15.0204>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jmr.15.0204>. Acesso em: 20 jan. 2020.

ZHANG, J. Listening to the consumer: Exploring review topics on airbnb and their impact on listing performance. **Journal of Marketing Theory and Practice**, v. 27, n. 4, p. 371-389, 2019a. DOI <https://doi.org/10.1080/10696679.2019.1644953>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10696679.2019.1644953?journalCode=mmtp20>. Acesso em: 3 fev. 2020.

_____. What's yours is mine: Exploring customer voice on airbnb using text-mining approaches. **Journal of Consumer Marketing**, v. 36, n. 5, p. 655-665, 2019b. DOI

<https://doi.org/10.1108/JCM-02-2018-2581>. Disponível em:
<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/JCM-02-2018-2581/full/html>.
Acesso em: 2 mar. 2021.

ZHONG, Q.; WANG, Y.; LI, Y. Chapter 21 - A New Recommendation Framework for Accommodations Sharing Based on User Preference. *In: Knowledge and Systems Sciences*. [Communications in Computer and Information Science], v. 660, p. 236–252, 2016. DOI 10.1007/978-981-10-2857-1_21. Disponível em: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-10-2857-1_21. Acesso em: 18 fev. 2021.

ZHOU, Q.; CHEN, Y.; MA, C.; LI, F.; XIAO, Y.; WANG, X.; FU, X. Measurement and analysis of the reviews in Airbnb. *The International Federation for Information Processing (IFIP) Networking and Workshops*, p. 1-9, 2018 DOI 10.23919/IFIPNetworking.2018.8696543. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8696543>. Acesso em: 18 fev. 2021.

ZHU, G.; SO, K.K.F.; HUDSON, S. Inside the sharing economy: Understanding consumer motivations behind the adoption of mobile applications. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, v. 29, n. 9, p. 2218–2239, 2017. DOI <https://doi.org/10.1108/IJCHM-09-2016-0496>. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/IJCHM-09-2016-0496/full/html>. Acesso em: 6 mar. 2021.

ZHU, Y.; CHENG, M.; WANG, J.; MA, L.; JIANG, R. The construction of home feeling by Airbnb guests in the sharing economy: A semantics perspective. *Annals of Tourism Research*, v. 75, p. 308–321, 2019. DOI <https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.12.013>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0160738318301415?via%3Di> hub. Acesso em: 18 mar. 2021.

ANEXO 1 – Relação das *Stopwords*

A seguir, relação das 1.290 *stopwords* identificadas no *corpus* das 1.550.043 palavras e consideradas para efeito da pesquisa nos 48.020 comentários analisados, que podem ser visualizados pelo *link*:

<https://drive.google.com/drive/folders/1wsmikimlkTqfgj-qR9iDxcWLCkPINuGc?usp=sharing>

Relação das *Stopwords*:

sempre, melhor, proximo, todas, ate, bem, cynara, fernando, idas, andre, leo, virei, solon, marcela, samuel, ane, cristiane, tambem, ter, dias, ainda, fez, voce, pouco, outro, rosana, apenas, porem, algumas, havia, ser, alguns, noite, tudo, sentir, voces, irma, antonio, muita, muito, allan, alan, vc, conhecer, beth, podemos, senti, fizeram, jocilene, tao, sehr, und, apartment, ist, nett, sauber, alcancada, haveria, iniciar, terminar, utilizada, decorreu, ageis, sob, bien, acceso, barrio, pra, ter, pessoa, ficar, fiquei, claudia, pretendemos, extremamente, bastante, pra, sao, ja, ponto, pontos, primeira, breve, felipe, tirar, novamente, espero, carolina, fica, predio, apartamento, vez, duas, abrir, ver, algumas, parte, fazendo, cristina, pode, pois, tzu, cachorrinha, cae, uilson, paes, damasia, altas, barrio, partir, buena, city, eugenio, partes, tomamos, chamada, membro, enos, virei, santa, fiona, toller, lage, place, stay, host, airbnb, podem, maria, td, dias, dizer, sentir, grande, marcio, informados, senti, deu, pessoas, gente, ir, onde, flat, muitas, muitos, qualquer, ter, apto, vezes, toda, poucos, deixar, trocou, deixou, lugar, ficar, qualquer, sra, sr, carlos, vera, flavia, lucas, danielle, tais, tbm, regina, paulo, tia, percebido, leo, auxiliar, apart, eliete, celi, querer, data, manha, fiz, everything, med, ludmila, daniel, karine, sabina, janeiro, marjon, alt, av, voltarao, amanda, ka, etta, stefan, lagoa, edson, soeli, fran, assunto, marion, pablo, oscar, ge, claudine, celia, danuza, ocupa, louri, jamas, adquirir, hidraulicas, prima, rosalia, black, haroldo, medicine, luiz, vse, rosangela, silvester, valeria, van, som, macumba, erik, almir, chang, yi, tam, dizendo, oli, dto, luluta, ochen, addriana, gracias, tal, praia, departamento, siempre, totalmente, us, rio, apartamento, appartement, casa, copacabana, ipanema, botafogo, diez, would, estadia, ligamos, pia, seguiiu, tout, sejour, restaurantes, tipos, disse, cobranca, laranjeiras, queixo, zero, socorro, criaram, xing, zhu, restaurants, camera, mario, latin_exclusive, chad, ipanemaforrent, nereu_a, diogo, ricardo, mariana, jules_rimet, mozart, giovanni, david, fabio, aroldo, temporada_express, laura, elisa, vitor_&_carlos, vitor, diogo_rio_habitat, leo&archanjo, luis, adolfo, andre, aline, omar, omar_farhat, rio_luxury, luxury, taina, anna, tatiane, onayr, metiê, tupiniquim, hostel, tupiniquim_hostel, cassia, cassia_ou_wellington, sarah, marcia, longras, christian, andrea, charles, leonardo, hospedaria, milena, demetrio, pedro, erika, bruno, bruno_&_ricardo, assuncao, assuncao_de_fatima, fatima, katya, katia, mario, eb, celita, estela, atel, harry, thaisa, rafael, diogo, alexandre, francisco, sandra, jani, gloria, caroline, carlos_aurelio, aurelio,

ana, shushma, nityam, karina, juvenal, eliane, adriano, priscila, angelia, luciana, roberta, gatti, virginia, erica, edna, lara, carla, raul, patrick, patricia, leila, liana, monique, ivaldo, henrique, durval, layla, sheila, elena, tulio, denise, darla, mauricio, agosto, alessandra, goya, juliana, rufino, bibiana, guy, sylvie, samanta, mark, lisette, aldomir, matthias, le_house, house, eduardo, christiane, izabella, marco, dhavid, gianuzzi, gabriela, tania, tavares, renee, glaucia, beach, gilda, monica, dayane, bill, jaqueline, enio, pires, roberto, carmem, manuel, marques, ligia, rodrigo, alice, maria\alexandre\luciene, guilherme, alves, georgette, mauro, karin, stanislas, deborah, monique, cintia, tereza, adriana, lauriane, thyrza, helizete, ignez, celso, aldamara, isadora, leandra, adam, jake, vidigalhouse, neusa, jeanne, nevinha, vidigal, laetitia, veridiana, sergio, arthur, solar, chacara, gilmar, beto, tropical, gavea, flavio, anne, marie, luzia, soeren, igor, kalif, bearice, roberta, raphael, marcelo, clara, hugo, jose, nelci, temporada, express, emma, antonia, pauline, cae, humphry, miguel, fredson, renata, tassia, brian, sandy, barbosa, marise, gabriel, marcus, cesar, raquel, suely, heloisa, rick, emilly, beatriz, gayatri, paola, liana, wilma, celeste, gessica, bia, neirin, caio, renato, bahia, sedinir, gustavo, moara, araciaba, luana, chris, lucia, mara, joana, dea, prista, laurent, shawn, ewa, frederico, victor, guesthouse, paula, antoni, josy, matthieu, task, brasil, linda, nivea, eneci, emanuel, kaza, matheus, stella, jeniffer, dhavid, gianuzzi, rhamana, cacah, joao, nelson, izabella, larissa, rosemary, carol, oseas, sebastiao, neila, sonia, fiuza, vinicius, thiago, wellington, analia, michael, lilian, marlon, jorge, lilia, sofia, todo, todos, todas, toda, ha, so, valquiria, mto, sobre, porque, por, que, carmen, nesse, passei, algo, ano, antes, desde, pos, senhor, durante, outras, alexandra, ficou, pedir, ap, barra_tijuca, pai, pais, pegar, exalda, leme, dona, outros, cecilia, corcovado, quer, tb, deixaram, deixa, cris, isabel, algum, sendo, precisava, vivo, contar, dando, pe, nina, pes, rj, thais, sente, conosco, entao, fala, ladinho, nessa, queremos, agora, consegue, veronica, passar, uns, vanessa, tentando, passando, varios, achamos, bolo, deram, ocorreu, rose, solange, iremos, noivo, atravessar, box, deve, lapa, diana, mesma, pao_acucar, pao, acucar, siqueira, cada, lourdes, mulher, possa, ivan, cabe, precisar, martha, comecando, isabella, vania, ctz, sei, quanto, estando, atras, neste, poucas, aqui, assim, urca, mt, deixo, estarmos, faz, quatro, segnda, tentar, vou, sandro, ai, enfim, eramos, dessa, viviane, apenas, ape, james, deixado, deixamos, enviou, existe, dois, los, leva, atraves, continua, ido, nesses, vemos, alias, deste, entrei, estavamos, ma, nesta, senhora, consegui, fizemos, portanto, fazer, segundo, dentro, torna, andreia, entanto, diego, dono, ta, puder, claudio, co, fernanda, debora, marido, pepe, mao, achei, bairros, tornando, tornar, tornou, rita, deixei, flamengo, min, rs, sai, sera, barra, buscam, grumari, km, prainha, queira, recreio, vai, ficaram, eric, marina, breno, luiza, qdo, cinelandia, querendo, ficaram, out, passa, comprar, gostaria, alguma, apresentou, chegando, colocar, comigo, desta, diz, queriamos, saber, trouxe, utilizando, veio, recebemos, considero, pensar, enquanto, tiago, catete, largo, machado, correu, daria, arpoador, havendo, mariza, nao, conhecemos, sim, queiram, primeiramente, irmao, gastar, precise, quais, deixando, historia, teresa, namorado, disso, precisei, conhecia, tatiana, terem, haver, pudemos, bebe, meses, ficarei, passeando, fabiola, propoe, janaina, cristiana, sobretudo, aproximadamente, beira, proporciona, dado, dito, joaquim, quao, vit, basta,

encontrei, ficando, leblon, estarei, apt, galera, ultimo, chegar, quase, cynthia, max, ficarmos, acima, aterro, achado, ambas, olha, encontramos, sentissemos, precisam, estudio, visto, diversos, falar, traz, marcello, li, junto, nadia, rosi, pensa, irao, acredito, contem, realizar, pro, grandes, guto, manteve, resumindo, ficasse, pensando, pq, ficaremos, hs, conseguiu, encontra, irei, nele, ficara, vinda, fico, posso, fazem, vir, colocou, newton, seis, mostrando, maciel, olegario, tijuca, jardim_botanico, carioca, tendo, dada, falou, bate, pode, va, aniversario, dentre, elizabeth, deixam, entregou, anos, vao, americanas, serve, olhando, pudesse, simone, casas, cinco, tentou, selaron, escadaria, ah, serie, lo, podendo, jair, ficava, feita, feiras, sido, camila, ira, desse, usei, conseguimos, leticia, saindo, usa, bianca, diante, hahaha, anderson, referente, conseguir, embaixo, serem, chamou, paloma, media, reais, rosa, pretende, abs, telma, vejo, oferecida, julio, achar, maiores, previsto, apartamente, domingo, eh, tivéssemos, ps, livia, numero, chega, selma, lados, fique, ciau, pretendem, beijos, finais, ola, mari, ronaldo, vcs, yuri, afinal, falando, sabendo, formas, partida, razao, sabendo, tido, and, guardar, in, mata, meios, queria, domingos, familias, ida, ficássemos, app, vila, helena, rsrcs, ve, alex, norma, jessica, kkkk, kkk, aconteceu, faco, causou, recebi, terao, creio, pouca, localiza, namorada, cima, iamos, peca, antigos, deveria, is, vi, silvia, procuram, barbara, mostram, pegamos, secar, deixados, natal, saudades, considerando, querem, situado, dani, seguinte, permitiu, orla, leandro, freitas, sentidos, sentisse, possuia, danilo, mc, luisa, maioria, importa, juntos, liga, tera, conrado, manter, anti, douglas, ler, semanas, levy, quaisquer, zona, sabrina, correr, angela, anterior, mes, deg, haha, con, oleo, alberto, tom, pedra, poderíamos, daniela, ficado, ficam, possuem, iria, sabe, air, bnb, descer, vier, muuuito, precisássemos, obg, verdadeiro, el, en, es, las, un, mary, lu, preparou, vimos, clea, peter, recebendo, arcoverde, avenidas, cardealjulia, entrar, the, to, og, dormimos, senha, conheci, pedimos, prox, acabamos, cabem, explorar, sabado, natalia, olivia, tanta, marisa, isabela, marta, neide, amelia, eneide, contudo, dao, umas, mandou, sentido, amanha, devo, miriam, fabiana, loucas, gas, pensionato, gilson, perguntando, aplicativos, americas, mini, mostraram, ambos, par, moca, ines, jamais, sinto, luciano, bruna, produtos, afins, entretanto, apresentado, avo, indo, faltam, food, dina, sabemos, concerteza, entramos, estaria, pediu, dalva, estara, mts, pago, sequer, trazer, brux, entrou, tentarei, torno, podermos, pano, nela, apresentadas, interior, queridas, solicitas, richard, dava, tava, nela, leve, processo, late, split, levei, quis, proposito, gilberto, levando, evento, definitivamente, palavra, longas, terceira, procurarei, quiserem, desejam, preparo, destino, esperou, fornece, dei, sal, irmos, centavo, fazia, ligado, romulo, trocar, rosto, haviam, msgs, suco, falei, fds, pecas, priscilla, noiva, refrigerante, oceanico, acaba, levem, bjs, fabi, maracana, dormi, sucos, particularmente, trajeto, resolve, promete, galeao, rock, zeca, hirata, ganhei, usuarios, tira, entra, sentindo, chuva, tira, bernardo, altura, percebe, junior, ressalvas, solicitei, particlar, riocentro, olhos, king, pega, margareth, chek, podiamos, maxima, imaginei, sentiu, encontrado, constante, necessitamos, servido, cliente, transmite, faca, acucar, estaremos, naquela, atlantica, quarta, windsor, oferecendo, tomada, silvana, rozy, der, entregue, dependendo, catia, juarez, vendo, sabia, ctza, fabricio, jeunesse, congresso, puelo, yasmin, la, 1a, alem, etc, ficaria

ANEXO 2 – Termos mais Citados

Abaixo estão listados os 2.768 *tokens* com a respectiva recorrência dos termos dentro do *corpus*.

TOKEN	REC	TOKEN	REC	TOKEN	REC	TOKEN	REC	TOKEN	REC
aconchegante	4690	alegre	63	ambiente	1613	amigos	652	anfitriã	4549
nciosa	4114	confortavel	4858	incríveis	295	incrível	3118	inteligente	40
limpo	10386	maravilhoso	1793	melhores	704	nesse	389	passsei	212
recomendo	10404	seguro	1912	atendimento	1047	curtir	310	impecavel	1422
nível	32	otimo	6307	piscina	764	primeiro	180	recomendavel	117
sauna	130	acabou	69	algo	308	aluguei	75	andar	312
ano	125	antes	659	dar	310	digital	24	hospedes	1160
impressao	60	luz	151	perigoso	25	reveillon	61	anfitriao	4514
excelente	14969	voltarei	2392	desde	706	espaco	7159	facil_acesso	1085
localizado	8226	orientar	23	pos	23	prestativo	1094	recebidos	679
reserva	441	senhor	111	agradavel	2377	belo	47	carinho	749
certeza	5314	chegamos	424	comodidades	637	completamente	111	durante	1054
familia	1338	localizar	24	otima	11479	outras	691	proximidades	118
quarto	2947	recepcao	1245	receptionados	101	simpatia	390	trataram	39
voltaremos	2018	alexandra	30	amiga	164	arejada	47	disposicao	640
explicou	105	facil	1116	ficou	249	gatos	61	hospedamos	100
limpa	595	locomover	113	medo	156	novo	731	pedir	70
perto	5909	regiao	912	simpatica	1282	super	14902	tranquila	914
tranquilo	1656	transporte_publico	254	uber	406	vontade	1427	bom	5030
localizacao	18572	alem	2291	ap	1366	barra_tijuca	175	gosta	260
lado	1280	mar	689	preco	487	rua	1404	tranquilidade	261
vista	3130	alem_disso	653	alguem	106	apesar	613	atendeu_expectativas	169
canal	24	embora	270	essencial	63	faria	21	fazer	989
feito	183	la	1408	mae	481	msg	29	nada	776
negativo	152	pai	62	pais	97	parecer	22	pegar	179
qualidade	503	questao	251	respeito	96	ressalva	41	seguranca	807
simples	741	televisao	109	unica	226	unico	383	verificar	28
viajamos	36	voltar	3277	bonita	201	enorme	246	perfeito	2142
anfitrias	126	decorado	884	opcao	671	otimas	683	recomendado	400
vem	91	atendeu	848	banheiros	358	espacoso	1626	frente	1383
mercados	1104	metro	4170	perfeita	1778	simplesmente	537	atencioso	3672
fiel	153	fotos	2947	atento	102	boa	4733	cafe	1006
cheguei	190	farmacias	942	ficamos_satisfeitos	116	hospedados	187	itens	375
marcos	290	mercado	1255	perguntas	172	recebeu	1197	bicicletas	58
caixa	46	check_out	592	conta	526	desde_inicio	189	dicas	2204
distancia	147	esperando	92	estacao	977	exalda	26	flexiveis	172
geralmente	23	horario_check_in	150	hrs	92	itau	66	leme	145
locais	502	metros	374	minutos	756	mostrou	298	padarias	548
rapidas	112	respostas	400	shopping	794	sul	62	tarde	257
vizinhanca	207	amigas	113	ampla	133	banheiro	1347	condicionado	1529
direitinho	32	dona	812	educados	536	filhas	30	funcionam	95
indico	1731	mundo	115	outros	499	perfeitamente	375	quartos	829
recebidas	110	receptivos	252	suite	290	tratou	101	ventilador	227
agradecemos	202	cecilia	46	certamente	595	companhia	97	esposo	140
experiencias	117	hospitalidade	2728	impar	119	local	5575	momento	498
multissimo	130	passamos	277	pessoais	31	sentimos	729	troca	78
check_in	916	exatamente	1766	foto	246	mostra	121	permitir	29
rapido	1182	acolhimento	74	cidade	1287	comunicacao	1797	conveniente	35
corcovado	36	flexivel	661	horarios_check_in	124	obrigada	1682	passou	126
quer	661	tb	182	visitar	194	experiencia	2684	final	117
fofa	131	lugares	651	mega	163	estrutura	600	organizado	3396
problema	837	recomendamos	648	wi_fi	320	demais	823	lindo	1441
poderia_sido	103	bela	153	condominio	1609	esperamos	333	fantastico	190
tirou_duvidas	93	gostei	681	atenciosos	1401	dispostos_ajudar	73	estao	324
facilitar	56	instalacoes	229	limpas	305	maravilhosa	2530	sacada	149
adequado	82	aparece	61	corresponde	126	site	136	anfitriones	1675
calor	149	custo_beneficio	382	decoracao	749	deixaram	220	deseja	135
espacosos	78	ficamos	1012	gentis	402	limpa_organizada	105	passear	95
precisamos	714	privativo	68	residencia	127	anuncio	789	academia	198
amplo	936	varanda	390	adorei	1128	organizacao	242	superou_expectativas	571
voltaria	949	acomodacao	1403	capricho	85	chegada	406	cuidado	1627
dia	1253	hospedando	31	mantem	26	otimos	705	positivamente	72
surpreendeu	146	tamanho	610	viagem	926	comecar	54	cris	75
edificio	193	funcionarios	210	necessidades	610	pratico	372	centro	580
comercial	71	hotel	391	padaria	793	arejado	772	cobertura	157
imovel	691	moveis	241	novos	167	posto	372	suficientes	38
verdade	125	adoramos	1501	descrito_anuncio	153	isabel	48	necessario	794
prontamente	539	respondeu	722	comer	227	deslocamento	108	facilitando	78
mim	320	opcoes	586	redondezas	105	serviu	37	solicitos	402
supermercado	1129	varias	909	vida	270	agil	152	comercio	1063

escolha	309	descrever	82	deus	82	paciencia	31	palavras	223
penso	27	usar	234	algum	227	aparelho	30	deixa	434
devido	205	feriado	51	funciona	385	funcionando	339	pequeno	986
possivel	789	possui	952	recursos	20	repelente	25	sendo	377
utensilios_necessarios	155	utilizar	121	vazamento	34	cristo	180	espetacular	349
precisava	223	vivo	53	gostoso	242	legal	464	parabens	553
contar	426	dando	266	educada	492	expectativas	359	gentil	1187
satisfeita	104	supriu	41	areia	88	climatizado	31	descanso	108
diferenca	239	duvidas	1620	espetaculo	47	gostos	30	hospedar	1394
hoteis	51	interno	36	nina	37	palace	53	pe	1018
pes	30	precos	82	pretendo	638	privilegiado	65	rj	736
silencioso	749	total	243	amor	493	gratidao	238	acolhida	124
busca	130	cantinho	137	especial	380	ideal	620	ilha	121
paz	134	sente	122	thais	77	amamos	618	aproveitar	332
completo	602	conosco	435	cuidadosa	323	entao	420	estado	230
fala	85	inclusive	530	kitnet	28	ladinho	30	limpeza	243
maximo	153	nessa	111	nota	870	oportunidade	359	preocupada	261
proxima	1128	pudessemos	34	queremos	143	uso	241	visita	135
cama	1343	cigarro	29	colchao	208	cortina	85	descricao	352
desejar	370	gela	36	lixo	31	pedaco	21	piso	37
roupa	145	roupa_cama	253	sabonete	143	solteiro	117	somente	276
sujo	148	toalhas	630	travesseiros	181	usado	28	varal	31
agora	109	absurdo	24	antiga	52	antigo	336	barulho	489
cheiro	320	consegue	85	cozinha	1458	dormir	398	horriavel	31
hospedagem	2906	impossivel	154	pessima	44	sujeira	45	velho	59
esposa	266	pertinho	869	educadas	64	equipado	1391	esperavamos	176
receptivas	32	forneceu	44	preciosas	21	veronica	34	dividido	71
area	461	comercios	430	condicoes	200	flexibilidade	174	gigante	41
horarios	248	perfeitas	66	portaria	671	proximos	650	estiloso	609
gostamos	560	passar	571	precisa	1250	uns	392	vanessa	97
gosto	493	importantes	67	prestatividade	37	proprietario	395	sanar	45
tentando	23	bares	1797	canais	105	cheirosas	114	confianca	59
desde_primeiro_contat	162	farmacia	1044	forma	484	gostosa	96	gracas	71
o									
internet	410	lojas	504	maravilhosos	194	passando	66	rapida	801
respondendo	307	segura	502	sucesso	87	varios	932	amenidades	49
expectativa	131	impecaveis	123	superou	78	obrigado	1462	excelentes	696
tanto	634	tratamento	75	achamos	88	ajudar	686	banho	394
bolo	108	deram	199	disponiveis	311	estar	869	ladeira	27
lencois	234	moram	25	ocorreu	120	pao	40	pareceu	39
pontual	118	receberam	223	subir	76	talvez	95	tempo	937
valeu_pena	189	coisa	299	precisasse	27	pronta	161	resolver	242
rose	95	comodidade	404	redor	270	solange	35	iremos	162
atenciosas	193	maravilhosas	153	shoppings	140	agradecer	681	agua	578
atencao	1181	chocolates	46	contato	529	disposta	118	garrafa	22
mineral	23	noivo	27	retorno	143	atravessar	88	balsa	76
box	125	direito	87	infraestrutura	191	piscinas	33	bairro	1064
solicitada	993	arcos	68	deve	75	firm	204	lapa	471
agradeco	399	diana	36	localidade	350	top	230	elegiar	41
nunca	142	querido	78	reclamar	166	servico	341	servicos	237
show	216	facilidades	196	fantastica	283	tipo	249	acolhedores	59
campos	30	casal	834	check_in_check_out	482	cristo_redentor	106	facilitou	164
filho	139	horario	442	mesma	236	pao_acucar	153	quadra	617
siqueira	27	voos	20	esperar	108	simpatico	592	disponivel	1228
andando	286	bancos	404	chuveiro	1014	estruturado	106	jantar	68
mesa	139	poderia	436	precisavamos	397	quente	169	roupas_cama_banho	190
tv_cabo	185	utensilios	765	presteza	81	comodo	109	ocasiao	24
abraco	174	amizade	42	aspectos	110	cada	294	calorosa	37
desejamos	21	familiar	223	filha	145	lar	84	lourdes	40
mulher	71	possa	96	receptividade	297	arrumacao	53	defeito	56
desejo	42	detalhes	829	encantados	66	magnifico	21	nenhum	278
pena	197	pensou	38	conexao	32	descrita	21	prestativas	48
simpaticas	99	voltariamos	152	acesso	670	necessaria	82	pertissimo	69
ivan	30	supermercados	1040	certo	346	correspondem	31	cabe	33
cordialidade	149	procura	177	central	128	comunicativo	115	descreve	39
zona_sul	250	falta	459	hora	412	recebida	220	precisou	31
preco_justo	163	suporte	244	tv	498	coracao	392	hospitaleiro	155
longe	161	praias	586	precisar	415	principais	213	solicito	940
acolhedora	198	consta	36	cuidou	46	decorada	51	espacosa	194
martha	80	pequenos	199	surpresas	30	acomodacoes	446	comecando	24
excelente_custo_bene	208	isabella	53	novinho	188	roupa_cama_banho	100	vania	108
ficio									
alto	238	barulhos	30	prazer	167	vamos	201	sei	139
varandinha	21	ctz	69	acomoda	221	carro	396	endereco	77
imensamente	56	lanchonetes	286	levar	141	quanto	866	turisticos	523
visao	56	anunciado	226	bom_custo_beneficio	127	disposto	99	orientacoes	84
estacionamento	202	lazer	227	oportunidades	73	retornaremos	146	amei	844
estando	77	podia	71	alugar	216	atras	83	comida	192
entregar	24	geladeira	340	informou	53	problemas	661	proprietaria	314
tv	29	conforto	853	itens_basicos	80	sensacao	133	zelo	55

roupas_cama_toalhas	98	tranquilamente	199	acordo	195	espera	59	feliz	152
loft	221	neste	242	parede	42	poucas	125	quadras	584
vizinho	47	acessibilidade	31	parede	456	interesse	61	vale_pena	752
boas	551	bons	489	chuveiros	111	familiares	53	indicarei	106
prestativa	1223	felizes	110	hospedei	221	identico	74	preocupado	205
quartelrao	139	acolheu	69	alegria	50	almoco	68	amigo	104
aqui	371	assim	796	cachorro	56	cafes	91	completar	20
destaque	139	diversao	38	encontrar	196	fossemos	30	ganhamos	33
gostaríamos	48	mora	42	morro	67	passo	231	passaios	338
presenca	44	proporcionou	95	urca	68	area_lazer	106	dispo	104
solucionar	50	mt	121	deixo	59	sensacional	632	disponibilizou	54
respondia	195	onibus	732	parada	47	receptiva	429	aconchegantes	59
estarmos	20	menor	71	mensagem	110	sombra	81	cuidados	182
faz	494	receber	487	cachorros	33	tranquilo	136	transito	62
bonito	643	esperado	240	cada_detalhe	235	recepcionou	133	vizinhos	92
querida	332	cafeteira	147	comporta	83	filtro	85	gelada	60
quatro	96	segunda	279	igual	414	tentar	57	vou	401
arrumado	529	satisfeito	138	educado	530	rapidamente	587	itens_necessarios	76
forte	268	brt	235	condizente	50	parque_olimpico	230	restaurante	530
sandro	49	indicamos	122	atende	379	checkout	168	flexibilidade_check_in	67
questionamentos	95	responde	490	area_externa	61	cheirosos	36	ai	143
armario	87	coisas	455	enfim	525	eramos	43	espelho	43
esquina	163	feita	44	valeu	165	prestativos	506	cartoes	21
energia	280	justo	69	pagamos	35	preocupou	91	barata	29
cuidadoso	177	flexivel_check_in	64	william	56	cumpriu	39	deusa	96
informacoes	374	jus	33	necessarias	193	viviane	24	apena	21
meio	262	saiu	39	virou	24	ambientes	137	confortaveis	424
limpos	252	turista	31	abracos	106	animada	20	comunicativa	212
excepcional	274	praticamente	260	reformado	275	tras	56	exelente	52
funcional	693	logo	427	terraceo	85	arrumada	48	louca	52
predios	35	receptivo	318	areas	120	camas_confortaveis	242	comuns	68
geral	356	ok	232	parecia	68	realmente	990	vale	251
acolhedor	414	ape	553	charmoso	313	fresco	67	livros	53
esperava	260	james	23	ali	196	alimentos	35	deixado	56
deixamos	53	enviou	39	etc	904	existe	131	fato	238
faxina	25	propria	118	quebrado	36	quentes	27	reclamacao	59
responsavel	91	saimos	73	sofa	138	suja	44	trata	63
usamos	82	apos	196	caso	406	certa	57	corpo	29
dois	582	leva	54	los	57	mala	35	medida	38
pressao	40	atraves	51	baixo	105	chave	193	conferir	29
continua	34	custo	79	deliciosa	82	graca	324	ido	20
mostrar	38	quiser	146	rede	102	cumpre	107	cuidadosos	94
momentos	247	nesses	28	passagem	56	probleminha	39	sala	747
vemos	35	comoda	21	disponibilidade	167	velocidade	27	alias	61
aproveitamos	59	arrumar	53	casais	145	deste	65	entrei	41
estavamos	308	fechada	29	imediatamente	61	jeito	94	ma	32
mal	136	minimo	32	modo	67	moradores	77	nesta	37
poderiam	58	porteiros	707	principal	147	senhora	118	si	181
tinhamos	137	wifi	210	zelador	24	basicos	68	principalmente	417
surpreendi	47	agradecimentos	30	elogios	240	estrategico	38	horas	305
publicos	30	transportes	93	aplicativo	98	comunicar	36	confesso	36
consegui	77	fizemos	190	inicio	62	cedo	165	chegou	57
cheio	217	completos	30	correta	24	existem	82	fazer_check_in	73
observacao	78	poder	258	portanto	56	segundo	122	voo	125
acessorios	47	esclareceu	36	absolutamente	166	dentro	523	galeria	25
gentileza	238	mimos	313	atendem	34	dependencias	35	sofa_cama	212
terceiro	39	arte	48	deslumbrante	95	indicaremos	57	material	27
moderno	283	satisfacao	49	torna	110	conversas	68	delicia	211
facilidade	212	incluso	31	principais_turisticos	123	relacao	357	surpresa	129
procurar	81	agradecimento	40	andrea	63	conhecido	54	diferencial	255
estrelas	140	fazem_diferenca	66	oferecer	100	passado	39	positiva	85
quesitos	44	termos	113	passos	191	transporte	301	entrada_saida	73
otimo_custo_beneficio	342	solicitamos	23	utensilios_domesticos	102	entanto	86	hospedadas	32
meninas	59	privilegiada	443	aeroporto	162	rodoviaria	39	vistas	43
diego	89	dono	95	puder	90	ta	67	claudio	125
co	37	fernanda	118	descrito	356	debora	47	entrada	279
filhos	102	garagem	195	gratos	43	marido	229	minimos_detalhes	122
quero	382	recomendacao	23	vaga	71	comentarios	117	atender	299
educacao	121	esquenta	27	imaginavamos	41	maior	327	pepe	32
reparos	38	responder	318	claro	292	mao	80	volto	159
achei	309	bairros	77	cordial	215	extra	90	mureta	25
pequena	208	tornando	36	amo	29	hospedo	47	disposto_ajudar	196
levou	71	preocupar	61	usando	33	duvida	667	hosts	91
refeicoes	238	tomar	121	tornou	104	valiosas	42	resolveu	75
funcionamento	83	retornar	452	rita	122	outra	216	hospitaleira	227
adoro	32	caminhando	141	caro	47	cerca	87	checkin_checkout	125
deixei	28	flamengo	156	min	321	movimentada	196	passam	37
reservei	45	rs	145	sai	84	salvou	41	sera	275
ultima_hora	68	excecelente	22	barra	450	buscam	20	destacar	37
dificuldade	115	grumari	23	km	53	praina	29	propriedade	34

queira	58	recreio	167	regioes	34	rock_in	431	vai	627
ducha	173	abaixo	56	chao	102	cortinas	54	exemplo	103
ficaram	74	madeira	24	microondas	178	out	55	teto	97
ventiladores	94	melhorar	201	ordem	67	eric	38	hospedado	272
marinha	70	breno	57	divertida	28	relaxar	84	curta	115
cortesia	55	delicioso	164	luiza	91	necessita	69	qdo	38
voltarmos	142	cinelandia	32	colado	35	fechar	60	gracinha	73
hoje	61	passa	92	respostas_rapidas	379	seguros	74	semana	210
volta	267	voltei	38	querendo	40	mobiliado	100	responderam	65
disposta_ajudar	242	evitar	23	limpinho	437	recebido	254	agradar	42
estivessemos	63	ofereceu	96	preciso	303	sinal	124	comprar	99
banco	117	gostaria	156	praticidade	87	preocupados	68	requisitos	23
alguma	184	apresentou	64	chegando	47	clima	83	colocar	98
combinado	205	comigo	172	descansar	205	desconforto	29	desta	39
diz	70	hospedou	23	incomodar	30	menos	332	mostrado	78
ninguem	81	ocorrido	26	pedidos	42	pioir	46	presente	140
queriamos	59	regras	98	saber	126	situacao	102	tomar_banho	107
trouxe	29	utilizando	22	veio	35	viajei	44	voltamos	64
recebemos	96	considero	25	importante	211	oferece	284	pensar	44
presentes	29	charme	203	satisfeitas	22	uteis	67	alocar	51
cozinhar	223	eletrico	61	enquanto	79	fogao	206	funcionou	165
normal	55	resto	190	studio	285	tiago	42	unica_coisa	123
catete	66	largo	48	machado	40	apaixonada	32	igualzinho	28
imediatamente	20	obtive	21	resposta	129	aparentemente	34	silenciosa	75
porta	429	correu	88	simpaticos	637	verdadeiramente	21	daria	27
arpoador	145	empenho	22	havendo	26	mariza	56	rapidez	235
resolvido	136	acho	193	conhecemos	38	legais	154	limpinha	34
sim	136	agradaveis	189	hospitais	99	paradas	22	precisas	49
retornaria	28	churrasqueira	78	queiram	40	altamente	124	possiveis	70
primeiramente	47	sozinho	73	irmao	49	solicitacao	31	ferro_passar	110
espacos	141	solicitada	22	chocolate	46	doce	56	ferias	195
gastar	26	precise	40	quais	30	recepcionado	33	trabalho	281
porteiro	442	caminhada	176	caminhar	70	conversa	67	deixando	170
historia	40	locacao	104	namorado	100	possuir	28	teresa	191
ultimos	21	disso	88	preocupando	24	afastado	20	atrapalhe	28
adicional	28	desconfortavel	81	luxo	66	amigaveis	31	atendida	36
ficaria	186	via	74	cozinha_equipada	308	precisei	367	cheirosos	256
cozinha_completa	142	facilita	218	acordar	80	canto	45	passaros	26
conhecia	28	garante	27	privacidade	353	suites	31	aberto	56
tatiana	81	terem	34	fechadura	76	funcionar	43	haver	26
parou	23	perceber	40	pudemos	91	quantidade	70	mensagens	544
responde_rapido	411	faltou	102	torneira	25	traveseiro	39	sair	350
toques	85	bebe	93	meses	79	ajuda	277	ficarei	216
funcionava	68	maquina_lavar	207	passando	20	secador_cabelo	93	adorou	50
elevadores	44	preparar	105	sol	175	visual	65	essenciais	36
fabiola	27	popoe	24	valor	269	verdadeira	22	calmo	190
alugamos	63	fortemente	180	quarteiros	117	janaina	33	pronto	253
especialmente	75	cristiana	30	sobretudo	26	aproximadamente	36	beira	67
bicicleta	66	bike_itau	61	conveniencia	53	gasolina	29	lateral	47
postos	28	proporciona	57	sono	120	alimentacao	136	dado	31
hospedada	159	praca	147	hospede	547	retornarei	163	tornar	98
dito	24	impressionante	34	joaquim	32	quao	36	vit	81
basta	41	encontrei	107	farto	63	proporcionar	87	ficando	77
atividades	35	contrario	51	nenhum_problema	190	trato	26	comodos	224
detalhe	131	funcionando_perfeita_mente	147	jogos	59	distante	59	aproveitarmos	22
epoca	45	leblon	569	espectativas	25	estarei	52	bar	145
grupos	59	ajudando	80	demonstrou	38	organizada	130	copa	154
indicar	92	ruas	129	turistico	28	apt	478	bacana	357
cara	189	galera	33	ultimo	111	viajar	57	acomodou	138
chegar	473	taxi	141	faxineira	25	frigobar	110	quase	287
explicado	31	informado	69	cynthia	51	carisma	24	hospedarei	103
encantador	28	max	27	repetir	42	antecipar	20	ficarmos	27
malas	113	acima	133	hiper	43	realizado	26	sonho	34
equipe	217	accessiveis	74	assistir	44	extraordinaria	36	surpreende	29
necessarios	117	achado	53	curte	37	estilo	168	faltou_nada	86
apertado	80	visto	82	ambas	22	colchoes	125	reforma	74
roupa_cama_toalhas	76	diversos	309	olha	30	diferente	79	encontramos	196
interessantes	37	agilidade	101	aterro	59	divulgado	23	relacao_custo_beneficio	67
o									
sentissemos	44	preocupa	68	precisam	53	estudio	65	manutencao	139
janelas	197	util	67	apartamentos	146	atracoas	70	extremo	70
locomocao	200	amavel	94	indicado	66	preferencia	26	falar	379
traz	28	cuidada	58	compartilhado	61	inesquecivel	75	ruins	23
marcello	21	anteriores	37	li	21	natureza	116	junto	84
dez	81	panelas	102	pratos	77	real	36	talheres	93
nadia	29	arrumadinho	57	rosi	49	pensa	58	barulhento	102
acolhido	39	arrepender	108	comum	100	drogarias	44	irao	48
mil	74	acredito	133	calçada	20	contem	41	minuto	43
realizar	60	condicionador	24	preparado	111	pro	291	secador	106

shampoo	73	arvores	36	criancas	264	grandes	164	verde	82
estacionar	55	trabalham	22	infra	71	guto	34	manteve	68
condiz	127	proximas	241	satisfeitos	67	resumindo	53	saida	186
aconselho	64	auxilio	39	escolhemos	21	indicacoes	38	gostam	30
sinta	53	limpissimo	145	sensacionais	50	fechado	80	ficasse	20
grupo	271	pensando	58	pets	24	amigavel	70	contratempo	47
assistencia	58	bikes	50	conversar	76	pq	129	vindo	43
conservado	126	ficaremos	84	nada_reclamar	198	conservacao	47	respondem	95
equipada	166	hs	97	maquina	53	permite	72	roupas_cama	274
condizem	46	conseguiu	59	descarga	25	dificil	148	encontra	119
escuro	28	extras	54	grata	113	infelizmente	199	realidade	118
irei	249	nele	99	estacoes	97	micro	41	ondas	48
sandueira	43	vaga_garagem	58	verao	63	ficara	23	vinda	22
hostess	28	imbativel	21	imenso	28	contribuiu	38	fico	116
parece	237	pessoalmente	271	posso	179	privado	42	triste	22
turismo	79	viver	37	fazem	114	inesqueciveis	20	permitido	22
armarios	90	checkin	183	toalha	120	aparelhos	52	caminhadas	23
curtas	49	proximidade	122	chaves	108	entrega	63	higiene	106
positivo	128	superando	21	vir	71	prontos	51	viagens	127
colocou	74	newton	122	orientou	29	seis	40	telefone	52
agua_quente	96	alta	51	boas_vindas	90	subway	20	arborizado	29
entorno	111	mostrando	38	camas	412	imediatamente	66	fofos	39
diversas	211	indicaria	30	mofo	123	pessimo	30	vaso	42
velhas	35	barzinhos	191	maciel	30	olegario	45	periodo	220
tijuca	42	ventilacao	47	jardim_botanico	52	lavar	74	comunicativos	28
noites	130	avenida	186	carioca	133	carnaval	181	esquecer	42
festas	36	tendo	164	dada	32	respondidas	21	falou	26
cinema	84	dica	122	pagar	57	bate	36	inumeras	34
olhos_fechados	130	pude	122	redondeza	29	va	45	vento	21
comunidade	113	prometido	63	fofo	96	entupido	22	ralo	26
aniversario	47	dentre	28	dispostos	46	elizabeth	64	basico	76
deixam	102	kit	57	merece	67	ressaltar	56	self	31
entregou	23	contatos	56	acessar	27	compreensivel	31	fundamental	23
instrucoes	68	mapa	20	turisticas	26	barato	68	amaram	32
anos	103	beleza	86	prestou	22	vao	110	americanas	46
nenhuma	166	serve	48	detalhista	20	positivos	97	preocupacao	136
aberta	56	olhando	24	pudesse	67	direto	64	privativa	22
simone	88	aquecedor	56	frio	79	tecnico	40	casas	31
cinco	64	demora	41	normalmente	26	completa	110	historico	24
tentou	25	estada	239	toque	100	escadaria	52	selaron	35
quebrada	29	ruim	179	conducao	22	serie	35	ah	90
arquitectura	26	instalados	28	maneira	166	solicitacoes	126	vagas	39
conhece	115	lo	126	podendo	53	opinio	53	jair	34
ficava	59	proprio	115	sistema	53	outra_oportunidade	97	peossoal	327
excepcionais	32	oferecem	25	causa	66	cobrado	38	comeco	111
disponibiliza	41	meia	68	mudanca	29	feiras	26	feita	81
forno	58	fraco	25	primeiros	44	sido	201	baratas	59
desconfortaveis	20	incomodou	66	camila	70	utilizamos	44	cordiais	79
queridos	85	ira	90	organizados	61	aluguel	48	bonitos	21
desse	93	fundos	62	jardim	57	usei	47	conseguimos	167
leticia	39	melhorias	54	saindo	34	usa	22	bianca	31
reservar	78	diante	25	explicar	24	ligar	72	vidro	38
controle	48	beijo	35	eficiente	152	hahaha	29	simplicidade	22
delicadeza	43	anderson	40	desde_primeiro	47	guia	50	informacao	68
netflix	72	referente	22	conseguir	69	aparenta	52	embaixo	76
escadas	51	policiamento	31	condicionados	60	linhas	59	variado	40
corredor	32	imagens	86	culturais	27	serem	76	sinceramente	23
liberdade	80	auxilhou	87	gelando	20	chamou	27	paloma	31
confiar	36	donos	61	media	43	reais	102	staff	30
pretende	81	livre	46	rosa	82	ventilado	145	imaginar	47
iluminado	170	lanchonete	83	lojinhas	26	cheirosa	49	abs	24
alto_astral	70	frutas	115	morar	90	telma	25	vejo	65
suficiente	154	imprevistos	51	obs	39	blackout	52	cabelo	30
esforcos	33	poeira	51	refletem	21	sugiro	77	grato	73
oferecida	21	perfeitos	57	julio	87	achar	61	bagagem	35
maiores	28	previsto	53	sorte	79	transtorno	21	fotografias	33
apartamento	22	belissima	29	bike	91	domingo	51	eh	180
feirinha	39	inseguranca	20	movimento	63	saudade	31	recomendacoes	44
cadeiras	80	guarda_sol	59	atendidos	107	caseiro	35	feedback	26
planejado	96	tivessemos	40	ps	26	livia	27	numero	44
chega	97	localizacoes	21	negativos	83	selma	41	lados	22
pizzaria	49	empresa	23	fique	53	imprevisto	76	tratar	31
caiu	21	cobrar	22	item	29	pretendem	21	resolveremos	20
viajantes	61	banheira	37	bebidas	43	comidas	28	beijos	37
finais	20	lindas	57	ola	33	mari	24	indicou	51
mobilidade	55	rapidinho	26	salao	66	ronaldo	106	supera	51
compreensiva	65	arredores	98	hospeda	35	vcs	55	yuri	39
afinal	31	cerveja	63	falando	35	formas	23	paisagem	29
partida	22	providenciou	27	razao	21	sabendo	24	sugestoes	79
tido	46	pensado	97	and	64	guardar	53	in	60

mata	41	meios	55	queria	125	domingos	21	familias	61
ida	81	professional	54	surpreendente	49	ficassemos	21	ajudaram	127
pedi	28	atenta	112	app	84	vila	40	independente	41
panificadora	21	mencionar	35	terreo	61	viaja	53	vizinha	21
quesito	49	equipamentos	138	questoes	85	estadias	94	helena	73
rsrs	92	ve	97	nascer	39	paredes	37	reflete	20
alex	92	cuida	68	janela	317	norma	32	silenciosos	21
eletrica	35	parar	23	caminho	49	jessica	26	esclarecer	51
kkkk	25	aconteceu	53	faco	30	indescritivel	21	perder	28
recebi	52	terao	27	mimo	78	causou	20	creio	27
musica	49	pontuais	37	pouca	44	satisfatoria	24	surpreendemos	23
cercado	31	funcionaram	23	incluindo	45	incomodo	46	localiza	25
especiais	61	lindissima	23	namorada	92	nova	108	cima	179
iamos	28	peca	20	plantas	25	sugestao	92	surpreendidos	34
apoio	85	nome	45	antigos	48	deveria	63	lavanderia	61
mosquitos	22	descricoes	35	encanto	33	clean	80	is	49
superhost	35	vi	92	escolhido	53	escada	54	literalmente	126
silvia	109	procuram	26	cortes	40	barbara	69	elevador	140
mostram	121	parquinho	22	pegamos	39	roupas	219	secar	48
anfitrioes	34	aproveitado	29	acolhidos	62	deixados	28	natal	26
proprietarios	124	saudades	74	movimentado	58	feis	34	carinhosa	112
considerando	32	divertir	28	possibilidade	52	calma	90	cheia	107
claras	34	querem	59	variados	30	situado	82	sabonetes	59
pontualidade	36	contratempos	25	tomadas	53	check	32	dani	39
alugado	34	dificuldades	49	inconveniente	47	seguinte	63	permitiu	94
moderna	69	net	45	orla	139	papo	89	leandro	77
colaboradores	22	oferecido	71	questionamento	20	freitas	60	sentidos	60
sentisse	30	inteiro	86	principio	37	hospedagens	34	recentemente	23
distribuido	35	atentos	36	maioria	62	possuia	24	utilizei	31
danilo	35	mc	21	luisa	52	museu	38	referencia	24
adultos	76	carros	51	colocando	22	diariamente	36	fecha	23
iluminacao	69	importa	33	juntos	27	liga	22	limpar	34
parque	69	portao	37	pros	32	protecao	35	tera	54
trabalhar	58	ultima	28	conrado	34	manter	50	anti	27
aspecto	35	superior	29	douglas	24	ajudam	31	conversando	25
ler	22	pequenas	97	semanas	39	silencio	88	bonus	23
arborizada	47	levy	33	residencial	75	quaisquer	52	zona	77
correto	28	mobilia	56	papel	28	sabrina	26	botecos	25
correr	24	favela	41	auxiliando	29	entretimento	33	adorar	20
angela	143	anterior	41	culpa	21	dinheiro	48	mes	107
oleo	23	deg	21	haha	36	con	25	diferentes	40
recebe	87	cuidadas	21	quentinho	27	interessante	67	solicitado	65
alberto	45	locar	24	agradou	32	alcance	27	temperatura	55
tom	31	centralizado	26	pedra	49	excecao	24	poderiamos	70
humano	38	dispensa	22	portas	52	social	34	daniela	57
ficado	101	amores	54	ficam	94	funcao	31	empregada	23
papel_higienico	95	possuem	52	taxa	87	utilizado	24	iria	44
sabe	85	air	24	bnb	22	descer	50	vier	34
avaliacao	32	muuuito	40	precisassemos	38	ruidos	27	complicado	36
curto	28	deslocar	52	diaria	117	resolucao	25	acomodados	81
smart	53	obg	22	verdadeiro	42	el	29	en	34
es	29	las	30	un	37	acabei	45	voltando	51
adoravel	55	vibe	24	atenderam	51	dedicacao	34	fast	57
amplos	73	sossego	43	tela	23	mary	28	lu	37
conformes	20	cachorrinho	33	preparou	49	facilitado	30	vimos	42
prontidao	150	clea	28	desfrutar	73	gostosos	21	final_semana	181
bola	49	melhoria	43	correspondeu	25	elaine	42	diferenciais	24
dorme	26	drogaria	21	incomoda	36	fresquinho	23	meninos	35
peter	43	relaxante	23	visitas	32	recomendarei	37	elegante	34
limpinhas	29	recebendo	27	acomodar	68	dedicada	63	demandas	46
jeitinho	26	general_osorio	82	fenomenal	26	compacto	73	comportou	24
arcoverde	32	avenidas	20	cardeal	28	portaria_horas	125	julia	86
aquecida	40	jacuzzi	34	estilosa	74	atendendo	56	entrar	178
final	57	recem_reformado	70	novas	85	pet	21	location	20
the	73	to	49	mulheres	26	oq	35	compreensivo	67
segunda_hospedo	63	lindos	53	compensa	28	precisando	54	disponibilizado	39
motivos	37	bonitinho	20	claridade	34	dormimos	26	inicio_fim	66
senha	32	tratados	44	reclamacoes	30	sozinha	46	dedicado	27
recomendaria	76	bombons	27	capsulas	28	conheci	75	pedimos	22
prox	24	acabamos	29	economizar	47	tirando	143	exemplar	32
check_in_checkout	40	facilitam	26	maravilha	44	feira	75	restante	50
cabem	21	explorar	22	eficaz	52	sabado	29	natalia	31
nobre	37	curti	30	hospedaremos	46	curtimos	41	olivia	58
tanta	29	marisa	39	seguras	23	desagradavel	43	isabela	55
escrito	22	procurando	72	saia	26	trabalha	30	pratica	82
quiosques	40	amplos	30	cuidadosas	21	faceis	49	rapidos	82
astral	41	circular	22	maria	48	barulhenta	47	precisao	31
neide	32	proveitosa	20	amelia	22	eneide	24	aconchego	64
agradecida	24	pizza	23	contudo	46	mau	28	bondinho	22
atendido	60	banhos	22	basicas	52	madrugada	117	design	33

sorriso	32	policia	36	dao	80	umas	109	diarias	21
mandou	37	sentido	21	amanha	22	cabeca	29	devo	21
futuro	47	futuros	20	incrivelemente	68	miriam	30	longo	52
hospital	23	pagando	20	bacanas	45	fabiana	104	lanche	33
nota_mil	127	impecavelmente	54	compras	83	velhos	47	crianca	93
loucas	61	funcionario	22	gas	140	sujas	43	mercadinho	50
copos	62	beber	23	pensionato	28	cadeira	51	gilson	23
comidinhas	22	perguntando	32	aplicativos	23	docil	21	trocadas	23
diario	20	americas	25	repcionada	25	mini	47	contra	32
mostraram	22	viajando	54	ambos	48	objetivo	51	par	20
museus	27	instalado	20	acolhedoras	21	ines	34	casinha	34
satisfatorio	20	moca	39	historias	35	pedido	41	virar	26
ferro	33	encantada	43	jamais	23	sinto	37	imaginava	54
luciano	30	solucao	32	bruna	88	produtos	69	afins	30
entretanto	50	apresentado	44	avo	29	mobiliario	25	padrao	58
facilmente	80	gostar	25	indo	57	faltam	29	food	37
dina	35	linha	34	prontificou	32	sofas	29	sabemos	27
boemia	28	concerteza	30	atraso	30	entramos	33	estaria	23
pediu	21	dalva	28	estara	44	refeicao	51	energias	30
mts	31	diferenciado	35	necessidade	175	abencoe	22	paciente	36
cafezinho	48	antecedencia	30	pago	52	sequer	35	trazer	23
certinho	32	brux	59	entrou	32	fim_semana	90	lista	29
galho	21	quebra	28	noturna	40	tentarei	30	faltando	25
folego	77	check_in_out	30	buscando	24	rogerio	43	hortifruiti	39
animais	29	permitindo	39	charmosa	72	natural	35	deliciosos	28
estrategica	37	eventos	148	motivo	35	provavelmente	45	torno	38
adoraram	32	conversamos	28	qualidades	22	tranquilas	29	andamos	21
podemos	20	pano	43	vinho	22	leve	74	nela	22
apresentadas	22	eletronica	40	aprovado	24	paraiso	31	modernos	21
agitacao	22	processo	77	late	36	interior	34	queridas	27
solicitas	47	aluga	20	gostou	20	richard	34	dava	69
tava	30	cabos	33	honesto	33	relativamente	39	carinhosos	28
split	20	igreja	20	variedade	44	fria	39	ajustes	21
jogo	35	excelencia	37	responsaveis	34	comentar	22	cantagalo	48
fundo	28	proporcionando	20	guarda	77	massa	21	comentario	31
extrema	61	inteira	25	gatinhos	71	viajante	51	arena	67
olimpica	33	chama	20	trem	44	escolher	55	leve	22
prato	40	quis	22	amou	30	proposito	33	gilberto	26
levando	21	evento	195	cobertores	44	dor	21	alugaria	27
lanches	53	definitivamente	85	quintal	21	palavra	45	longas	46
resolvidos	22	terceira	51	procurarei	34	ruido	52	inumeros	22
quiserem	22	desejam	33	abertos	34	preparo	22	destino	22
lava	23	exceto	24	compativel	25	esperou	26	comerciais	56
apreciar	25	torradeira	22	fornece	23	dei	29	duro	26
garantir	36	iluminada	29	atrapalhou	52	academias	25	sal	39
turistas	37	negocios	36	resumo	39	sentimos	40	chegamos	52
lencol	57	liquidificador	50	recomendada	27	irmos	32	rodeado	26
centavo	35	potente	31	caprichosa	22	recomento	62	lenta	27
interna	22	atrapalha	29	calcadao	34	apresenta	38	circulacao	23
fazia	31	gatinhas	20	confiavel	28	pouquinho	48	barulhentos	20
teatro	23	ligado	37	romulo	26	magnifica	28	longa	64
ideia	29	trocar	47	compartilhada	21	rosto	53	atrapalhar	24
haviam	43	aeroporto_santos_du mont	53	mercadinhos	32	amaveis	32	profissionais	35
futuras	25	objetos	37	msgs	27	compartilhar	39	suco	32
formidavel	20	muuuuito	27	coloca	22	eventuais	26	hospedarem	22
falei	21	recomendar	80	fds	45	pecas	23	praticos	27
lavabo	24	prisilla	27	noiva	24	refrigerante	31	oceanico	21
acaba	40	levem	24	destaco	40	extremante	32	repleto	24
tratado	26	devem	24	ouvir	45	bjs	22	fabi	21
oferta	26	maracana	78	dormi	25	sucos	28	buscar	26
equipados	30	particularmente	26	generosa	33	trajeto	22	reformas	31
resolve	29	sujos	56	promete	84	cancelamento	25	galeao	43
rock	37	zeca	39	hirata	45	loja	27	convivencia	23
ganhei	34	vantagem	36	usuarios	25	carismatica	30	sentindo	33
chuva	74	celular	35	tira	28	entra	44	utilizacao	34
bernardo	36	altura	26	percebe	43	junior	31	sossegado	48
receio	34	planejando	23	turistar	24	ressalvas	25	cuidadosamente	22
coberta	27	hidromassagem	21	conjugado	25	particular	25	solicitei	28
compromisso	26	defeitos	37	riocentro	112	olhos	21	montado	50
king	26	kekin	29	surreal	31	imensa	30	barzinho	28
aquecimento	25	pega	28	valores	21	margareth	35	chek	39
cabelos	37	cheirinho	31	podiamos	24	maxima	24	imaginei	28
cobertor	31	avisado	24	sentiu	21	carinhoso	20	encontrado	29
higienizado	21	constante	22	necessitamos	31	plenamente	26	altos	29
reservado	54	servido	43	usufruir	23	cliente	26	atmosfera	25
transmite	21	faca	22	cartao	34	gelado	28	obra	38
contando	34	acucar	35	adequada	30	biscoitos	30	preocupacoes	26
estaremos	23	naquela	20	atlantica	39	quarta	21	windsor	34
exclusivo	25	externo	30	great	22	oferecendo	34	esquentava	23

tomada	26	logistica	29	silvana	30	visitantes	21	flexibilizou	24
rozy	55	localizados	20	churrasco	33	der	25	conveniencias	41
entregue	30	obras	29	dependendo	20	catia	41	razoavel	25
estender	22	prestado	20	situacoes	24	base	21	unicos	22
juarez	35	vendo	27	encantadora	24	utilidades	28	sabia	36
ctza	23	cobertas	26	funcionalidades	23	fechadas	21	fabricio	25
alergica	23	lindinho	25	melhora	21	avisou	23	clareza	21
congresso	22	jeunesse	49	participar	22	rir	38	acustico	20
isolamento	22	puelo	26	yasmin	35				

ANEXO 3 – Testes e Resultados LDA

Resultados da Visualização LDA nos 75 testes, com destaque ao modelo escolhido: LDA_Visualization_exec75.html.

No caso deste estudo, considera-se que, cada documento, ou seja, cada comentário, tem sua própria distribuição de tópicos específicos que vão convergir estimando a probabilidade de documentos ocultos não vistos. Desta forma, foi necessário executar testes para encontrar o melhor resultado.

Cada teste foi executado com diferentes parâmetros cujas configurações estão demonstradas, cada uma, no Anexo 4, até que se chegasse ao resultado de tópicos coerentes (Teste # 75 no destaque). Nas configurações de cada um dos seguintes modelos de LDA, visualizados em HTML, estabeleceu-se valores de parâmetros diferentes para as seguintes categorias: Quantidade de Tópicos; contagem Mínima de Palavras; Limiar; tamanho do *Chunksize*; quantidade de Passadas; e valor da Coerência (Anexo 4).

Para visualizar, clique duas vezes sobre o *link* ou copie e cole, e será levado à pasta no *Google Drive* com os arquivos dos resultados da modelagem por LDA. A visualização de cada um dos testes pode ser acessada nos arquivos com extensão .HTML, clicando sobre esse arquivo com o botão direito do *mouse* e fazendo o *download* e, em seguida, abrindo pelo sistema.

<https://drive.google.com/drive/folders/1wsmikimlkTqfgj-qR9iDxcWLCkPINuGc?usp=sharing>



LDA_Visualization_e
xec75.html

ANEXO 4 – Relação dos Log Files

A seguir, *Log File* de cada um dos 75 testes executados. Cada teste foi executado com diferentes parâmetros cujas configurações estão demonstradas, abaixo. Nas configurações de cada um dos modelos de LDA, visualizados em HTML no Anexo 3, estabeleceu-se valores de parâmetros diferentes para as seguintes categorias: Quantidade de Tópicos; contagem Mínima de Palavras; Limiar; tamanho do *Chunksize*; quantidade de Passadas; e valor da Coerência, conforme segue:

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 0, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 300, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 1, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 600, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 2, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 600, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 3, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 600, 'passes': 10,
```

```
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

```
=====
```

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 4, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

```
=====
```

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 5, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5102614256067697

```
=====
```

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 6, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5102614256067697

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 7, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5102614256067697

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 8, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 8, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5102614256067697

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 9, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5102614256067697

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 10, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5102614256067697

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 11, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 700, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5102614256067697

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 12, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 900, 'passes': 30,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.538599617317645

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 13, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 7, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5500659958464219

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 14, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 4, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```


Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5165578617241093

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 15, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5395276977043492

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 16, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5395276977043492

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 17, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
```

```
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 17, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4944594454713422

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 18, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4944594454713422

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 19, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 999, 'passes': 50,
```

```
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.47108356979538996

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 20, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 15, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4719408691277973

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 21, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 20, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4675355442734476

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 22, 'bigram_config':
{'min_count': 120, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 900, 'passes': 30,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4845898146591505

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 23, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 50}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 2, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4046554354877606

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 24, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 50}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 4, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5165578617241093

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 25, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 50}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 6, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5559109296699852

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 26, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 50}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5395276977043492

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 27, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 50}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4944594454713422

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 28, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 150}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 2, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4046554354877606

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 29, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 150}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 2, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4046554354877606

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 30, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 150}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 2, 'chunksize': 500, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.400824500456478

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 31, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 150}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 4, 'chunksize': 500, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5467362731247258

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 32, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 150}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 6, 'chunksize': 500, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5339947329331661

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 33, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 150}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 500, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
```

```
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5009757498029916

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 34, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 150}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 500, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4595676622293154

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 35, 'bigram_config':
{'min_count': 200, 'threshold': 255}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 2, 'chunksize': 500, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.400824500456478

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 36, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
```



```
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 2, 'chunksize': 10000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.41430015235425405

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 37, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 4, 'chunksize': 10000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4972485761399531

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 38, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 6, 'chunksize': 10000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.485981128171097

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 39, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 10000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5117927992805451

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 40, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 10000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5063091472254119

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 41, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 10000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5176907797913477

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 42, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 14, 'chunksize': 10000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4930532025636717

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 43, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 2, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.41327309222279757

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 44, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 4, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.518323080828138

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 45, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 6, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5058817893255331

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 46, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5131933634282367

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 47, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5201348828198988

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 48, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5157121247226889

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 49, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 14, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5142596176542006

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 50, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 20, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
```

```
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5104526614637825

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 51, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 18, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5158308683933591

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 52, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 18, 'chunksize': 25000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5158308683933591

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 53, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
```

```
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 5000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5279099646750136

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 54, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 20, 'chunksize': 5000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.49610236602241214

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 55, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 250}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 810, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5287372041614854

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 56, 'bigram_config':
{'min_count': 200, 'threshold': 250}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 1000, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.48831722491362656

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 57, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 250}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 300, 'passes': 40,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.47662502114619965

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 58, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 250}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 48021, 'passes': 60,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.49344272075245066

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 59, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 450}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 48021, 'passes': 80,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5214177807221069

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 60, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 450}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 20, 'chunksize': 48021, 'passes':
100, 'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5026953432227799

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 61, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 450}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 48021, 'passes':
100, 'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5235256401385446

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 62, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 450}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 48021, 'passes':
150, 'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.531365764257204

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 63, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 450}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 25000, 'passes':
200, 'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5336139971610007

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 64, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 450}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 40000, 'passes':
200, 'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5010427337455104

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 65, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 450}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 20, 'chunksize': 1000, 'passes': 200,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4457035287208478

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 65, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 1500}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 20, 'chunksize': 1000, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4275985734622421

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 66, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 1500}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 1000, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
```

```
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4681008097036537

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 67, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 1500}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 600, 'passes': 20,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4599097185213859

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 68, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 600, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4763390144586376

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 69, 'bigram_config':
{'min_count': 50, 'threshold': 65}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
```

```
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 900, 'passes': 30,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.538599617317645

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 70, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 4, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5165578617241093

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 70, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 8, 'chunksize': 900, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5395276977043492

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 71, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 1000, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4681008097036537

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 72, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 1000, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4681008097036537

```
=====
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 73, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 1000, 'passes': 10,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.4681008097036537

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 74, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 12, 'chunksize': 5000, 'passes': 30,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5248605141051752

=====

```
{'mode': 'DEMO', 'lang': ['pt'], 'use_bigram': 'trigram', 'current': 75, 'bigram_config':
{'min_count': 100, 'threshold': 441}, 'lda_config': {'filter_dict': True, 'no_below': 20,
'no_above': 0.5, 'alpha': 'auto', 'eta': 'auto', 'topics': 10, 'chunksize': 5000, 'passes': 50,
'eval_every': 'None'}, 'file_languages': 'data/languages.json', 'file_source':
'bd/airbnb_comments.csv', 'file_demo': 'bd/comments_pt.csv', 'file_stopwords':
'data/config_stopwords.json'}
```

Palavras no dicionário:20948

Palavras no dicionario apos eliminar extremos (abaixo de 20 por doc. e acima de 50.0% de presença no doc.):2768

Coerencia deste resultado: 0.5279099646750136