

A importância dos sistemas cognitivos no processo de tomada de decisão dos viajantes: Aplicação da dual-process theory no processamento das avaliações online dos hotéis

Gabriel Donadio Costa*

Universidade Aberta do SUS (Brasil)

Rogério João Lunkes** Fabricia Silva da Rosa***

Universidade Federal de Santa Catarina (Brasil)

Resumo: Baseados na Dual-Process Theory (DPT), este artigo investigou a importância do processamento dos atributos das avaliações online pelos sistemas cognitivos, no processo de tomada de decisão dos viajantes. Foram utilizadas redes neurais transformers para análise textual multidimensional de 89.290 avaliações online (AO). A pesquisa quantitativa testou as hipóteses por três algoritmos de aprendizado de máquina: decision trees, random forest e XGBoost, por meio da técnica de feature importance. Os resultados indicaram que os sistemas 1 (processamento heurístico, rápido e intuitivo) e 2 (processamento sistemático, lento, racional) operam de forma simultânea e complementar no processo de decisão e apresentam um efeito aditivo. Além disto, o sistema 2 apresenta maior importância no processo de decisão dos viajantes, indicando que os consumidores examinam cuidadosamente o conteúdo das AO antes de realizarem uma reserva de hotel. A pesquisa enriquece o entendimento sobre a aplicação a DPT no processo decisório online e amplia o seu escopo ao propor a análise multidimensional do conteúdo das plataformas digitais. O estudo também contribui para a gestão hoteleira, uma vez que identifica a importância de cada uma das dimensões das AO.

Palavras-Chave: Avaliações online; Dual-Process theory; Sistemas cognitivos; Hotéis; Machine learning.

The importance of cognitive systems in travellers' decision-making processes: Application of dual-process theory in the processing of online hotel reviews

Abstract: Based on the Dual-Process Theory (DPT), this article investigated the importance of processing the attributes of online reviews by cognitive systems in the decision-making process of travellers. Transformer neural networks were used for multidimensional textual analysis of 89,290 online reviews (OR). The quantitative research tested the hypotheses using three machine learning algorithms: decision trees, random forest, and XGBoost, through the feature importance technique. The results indicated that systems 1 (heuristic, fast, and intuitive processing) and 2 (systematic, slow, rational processing) operate simultaneously and complementarily in the decision-making process and exhibit an additive effect. Furthermore, system 2 plays a significant role in travellers' decision-making, indicating that consumers carefully examine the content of ORs before booking a hotel. The research enriches the understanding of the application of DPT in online decision-making processes and expands its scope by proposing the multidimensional analysis of digital platform content. The study also contributes to hotel management by identifying the importance of each dimension of ORs.

Keywords: Online reviews; Dual-Process theory; Cognitive systems; Hotels; Machine learning.

* <https://orcid.org/0000-0002-3733-7964>; E-mail: donadiogabriel@gmail.com

** <https://orcid.org/0000-0003-4232-5746>; E-mail: rogeriolunkes@hotmail.com

*** <https://orcid.org/0000-0003-4212-1065>; E-mail: fabriciasrosa@hotmail.com

Cite: Costa, G. D.; Lunkes, R. J. & Rosa, F. S (2026). A importância dos sistemas cognitivos no processo de tomada de decisão dos viajantes: Aplicação da dual-process theory no processamento das avaliações online dos hotéis. *Pasos. Revista de Turismo y Patrimonio Cultural*, 24(2), 305-320. <https://doi.org/10.25145/j.pasos.2026.24.021>.

1. Introdução

Tecnologias baseadas na internet, como as plataformas digitais, revolucionaram a maneira como empresas e consumidores fazem negócios, uma vez que proporcionam a troca de experiências e a difusão instantânea das avaliações online (AO) (van Noort & Willemsen, 2012; Chatterjee et al., 2021). As AO compreendem todo o conteúdo positivo, neutro ou negativo, gerado por um antigo, atual ou potencial cliente, a respeito da qualidade, preço, disponibilidade de um produto, serviço ou empresa, que é disponibilizada para uma infinidade de pessoas por meio da internet (Henning-Thurau et al., 2004; Filieri, 2015; Yan & Wang, 2018; Wang et al., 2022). Estas avaliações são fontes de informação indispensáveis para o processo de tomada de decisão dos consumidores de *e-commerces* e plataformas digitais (Bortoluzzi et al., 2020; Wang et al., 2022; Nicolau et al., 2024), uma vez que refletem a (in) satisfação dos clientes e influenciam as percepções dos pares (Jeesha & Purani, 2020; Steur et al., 2022; Lunke et al., 2025).

No contexto hoteleiro, vários aspectos das AO influenciam a tomada de decisão dos viajantes, sendo o fator chave que contribuí para a performance financeira e não-financeira dos hotéis (Nicolau et al., 2024). As plataformas digitais (como TripAdvisor ou Booking) por fomentarem e viabilizarem as AO, tornaram-se a principal fonte de informação no setor de turismo e hotelaria e transformaram-se em um ambiente de prospecção, retenção e fidelização de clientes (Park et al., 2020; Roy, 2023). Segundo dados da plataforma de gerenciamento do conteúdo online BrightLocal, 97% dos consumidores consultam avaliações online, pelo menos regularmente, antes de realizarem uma compra, 77% utilizam pelo menos 2 plataformas digitais para suas pesquisas, e 50% confiam tanto nos *reviews* quanto em recomendações de amigos e familiares (Paget, 2024). Estas plataformas disponibilizam aos usuários uma ampla gama de informações, que vão desde elementos que requerem pouco esforço cognitivo para compreensão como, avaliações gerais, preços, nota, até informações mais detalhadas que requerem análise, interpretação e raciocínio, como os *reviews*.

Segundo Rosillo-Díaz et al. (2024) à medida que as transações migram para ambientes digitais, a Teoria da Sinalização tem sido amplamente aplicada para explicar como os consumidores avaliam a qualidade de produtos e serviços com base em pistas disponíveis em plataformas online, pode haver sobrecarga informacional e múltiplas fontes de conteúdo, exige que os indivíduos adotem estratégias cognitivas mais eficientes para processar tais sinais. É nesse ponto que a Dual-Process Theory se insere como uma evolução teórica natural, ao explicar não apenas a presença dos sinais, mas como eles são cognitivamente processados.

A Dual-Process Theory possui bases da psicologia cognitiva e afirma que a cognição humana possui dois tipos distintos de pensamento: sistemas 1 e 2 (Wason & Evans, 1974; Kahneman & Fredrich, 2002). Neste sentido, os dados das AO são processados no cérebro por sistemas cognitivos diferentes, servindo como base para representar as dinâmicas internas do processo de tomada de decisão comportamentais (Grayot, 2019; Grayot, 2020). Enquanto o processamento heurístico (sistema 1) analisa as informações de forma rápida e intuitiva, o processamento sistemático (sistema 2) é responsável pela análise racional, profunda e elaborada (Kahneman & Fredrich, 2002; Lawrie et al., 2024).

A DPT avança em relação à Teoria da Sinalização ao capturar a complexidade dos mecanismos psicológicos envolvidos na interpretação dos sinais em ambientes digitais, oferecendo uma lente mais sofisticada para entender a influência das avaliações online na tomada de decisão dos consumidores (Rosillo-Díaz et al., 2024). É amplamente aplicada em contextos organizacionais. Por exemplo, o estudo de Mandolfo et al. (2022) utilizou a DPT para investigar como as promoções precedem compras por impulso; já Mohaghegh & Größler (2020) estudaram os diferentes sistemas na resolução de problemas operacionais; e Chang et al. (2016) combinaram a DPT com a teoria da redução de incertezas para verificar como as avaliações online (AO) afetam a redução da incerteza e as percepções de valor. Pesquisas na última década vêm adotando a DPT também para analisar o impacto das avaliações dos usuários no ambiente online. Huang et al. (2025) investigaram a atratividade dos influenciadores humanos digitais, seus papéis no marketing de destinos turísticos e sua influência na decisão de viajantes. Herjanto et al. (2025) examinaram a intenção comportamental dos viajantes de seguir as recomendações de seguro de viagem do ChatGPT. Wang et al. (2022) buscaram explicar como os viajantes processam AOs fraudulentas nas plataformas de comércio eletrônico por meio dos sistemas 1 e 2. Nicolau et al. (2024) testaram o impacto do rating e do volume de reviews (sistema 1) e do sentimento dos reviews em três momentos (-1, -7 e -14 dias) (sistema 2) na taxa de ocupação, no preço médio dos quartos e na receita por quarto disponível de hotéis econômicos. No entanto, diversos estudos utilizaram a DPT para investigar a influência do processamento heurístico e sistemático na utilidade das AOs, como é o caso

de Kwon et al. (2021) e Meek et al. (2021), que combinaram a DPT com a teoria da influência social em restaurantes; Shin et al. (2022), em hotéis; e Filieri et al. (2018), que analisou avaliações duplas (que contêm características positivas e negativas) de hotéis e restaurantes. Devido ao impacto das AO no processo de tomada de decisão dos clientes e, conseqüentemente, na performance das empresas, gestores estão constantemente preocupados com a importância deste conteúdo no processo de decisão dos usuários das plataformas digitais e com a motivação dos clientes em postarem AO (Yan & Wang, 2018; Wang et al., 2022). Portanto, esta investigação busca expandir o conhecimento da DPT no setor hoteleiro ao verificar a importância do processamento dos atributos das avaliações online pelos sistemas cognitivos, no processo de tomada de decisão dos viajantes. Esta pesquisa se desdobra sob uma questão principal: Qual a importância do processamento dos atributos das AO pelos sistemas 1 e 2, no processo de tomada de decisão dos viajantes?

Para responder esta questão, o estudo verificou a importância do processamento heurístico (sistema 1) e sistemático (sistema 2) de dez atributos das avaliações online, no processo de tomada de decisão dos viajantes. Foram coletados dados de 139 hotéis brasileiros com a utilização de um questionário e *web scraping* na plataforma TripAdvisor. Uma análise textual multidimensional de 89.290 *reviews* foi necessário para captar atributos textuais. Por fim, para análise de importância dos respectivos atributos dos sistemas 1 (rating, preço, volume avaliações, ranking geral e atributos do hotel) e 2 (sentimento, legibilidade e apelo do review, dispersão do rating e localização), foi utilizado os algoritmos de aprendizado de máquina (AM) *decision trees*, *random forest* e XGBoost, por meio da técnica de *feature importance*.

A Dual-Process Theory prevê a base teórica para descrever a influência do conteúdo gerado pelos usuários nas vendas dos hotéis (Nicolau et al., 2024), portanto ao estender a aplicação desta Teoria para uma ampla gama de atributos das AO, este estudo não apenas enriquece o entendimento atual sobre a DPT, mas também amplia o escopo da Teoria, abrindo novas e promissoras direções para investigações futuras. Ao integrar técnicas avançadas da área de ciência de dados e contabilidade como, processamento de linguagem natural, redes neurais e algoritmos de aprendizado de máquina, ao contexto de gestão de plataformas digitais, esta pesquisa contribui para uma abordagem interdisciplinar e inovadora na análise e compreensão dos fenômenos relacionados à tomada de decisão do consumidor e ao desempenho organizacional.

Além das contribuições teóricas, o presente estudo auxilia os gestores dos hotéis na compreensão da importância dos atributos das AO no processo de tomada de decisão dos usuários das plataformas digitais. Desta forma, possibilita aos gestores hoteleiros o desenvolvimento de estratégias para fomentar e gerenciar o conteúdo postado pelos usuários, o que pode aumentar a atratividade e receita operacional do hotel. As plataformas digitais, sites e rede sociais também podem utilizar este trabalho para compreender a importância das informações disponíveis na página e, conseqüentemente, fomentar e viabilizar este conteúdo.

2. Revisão da Literatura

2.1. Dual-Process Theory

A Dual-Process Theory é uma teoria da psicologia cognitiva que busca explicar a influência de fatores sociais e informativos nos processos psicológicos dos indivíduos e sugere que diferentes aspectos da cognição humana como, raciocínio, julgamento e tomada de decisão. Esta Teoria pode ser caracterizada em dois tipos de processamento mental, o sistema 1 (também conhecido como processamento heurístico ou tipo 1) e o sistema 2 (processamento sistemático ou tipo 2) (Kahneman & Fredrich, 2002; Filieri, 2015; Wang et al., 2022; Lawrie et al., 2024; Nicolau et al., 2024).

O sistema 1 (S1) assume que as pessoas tendem a formarem raciocínio, julgamentos e decisões de forma rápida, reativa, automática, intuitiva, associativa e inconsciente (ou pré-consciente), considerando o princípio do menor esforço, que indica que pessoas confiam em atalhos, regras de decisão curtas, tendendo a exercer pouco esforço cognitivo (Grayot, 2020; Wang et al., 2021), portanto, aquele raciocínio ligado a emoção (Shin et al., 2022) e afetividade (Huang, et l., 2025). Em contraste, o sistema 2 (S2) é responsável pelo pensamento elaborado, controlado, reflexivo, consciente, raciocínio intensivo e crítico, portanto é relativamente lento e emprega mais esforços mentais, estando associados a tarefas cognitivas como o raciocínio dedutivo ou pensamento hipotético (Grayot, 2020; Wang et al., 2021; Wang et al., 2022). Portanto, aquele comportamento ativado por avaliações baseadas em fatos, que exigem análise lógica, como por exemplo, avaliação sobre preço (Shin et al., 2022), e qualidade do destino (Huang, et al., 2025).

A Teoria apresenta três modelos Dual-Process, a depender da ordem de processamento dos sistemas 1 e 2. O modelo padrão-intervencionista dispõe que o processo de tomada de decisão funciona sequencialmente, portanto, o processamento do sistema 1 ocorre de forma automática, intuitiva e autônoma e que, posteriormente é moderado pelo sistema 2. Neste modelo, o sistema 2 trabalha constantemente, monitorando, avaliando e justificando as respostas intuitivas e intervindo, quando necessário (Grayot, 2020; Lawrie et al., 2024). O modelo paralelo-competitivo opera processando os dois sistemas simultaneamente, gerando respostas concorrentes, que devem competir pelo controle do comportamento. As respostas deste modelo dependem da complexidade do problema, por exemplo em problemas menos complexos, o julgamento lógico pode substituir o complexo (Grayot, 2020; Lawrie et al., 2024). Por fim, o modelo híbrido propõe que o processamento pelo sistema 1 pode gerar duas respostas intuitivas, a lógica (baseado em probabilidades e lógica básica) e a heurística (fundamentada em associações), que posteriormente será moderada pelo sistema 2 (Lawrie et al., 2024).

A DPT tem desempenhado um papel proeminente nas ciências cognitivas, tendo aplicações em diversas áreas, como na psicologia cognitiva até a economia comportamental e neuroeconomia, servindo como base para representar as dinâmicas internas do processo de tomada de decisão comportamentais (Grayot, 2019; Grayot, 2020). O que inclui pesquisas relacionadas ao julgamento e tomada de decisão sob risco e incertezas sob a ótica heurística e de vieses e pesquisas relacionadas à modelos de escolha interpessoal e intertemporal, relacionados ao controle de impulsos (Tversky & Kahneman, 1973; Kahneman et al., 1982; Kahneman & Fredrick, 2005). Apesar da grande aplicação da Teoria para explicar o processamento da informação no contexto organizacional, poucos estudos aplicaram a DPT no setor hoteleiro e em plataformas digitais. No contexto das AO, além de descrever como as pessoas tomam decisões no mundo virtual, esta teoria auxilia na compreensão do efeito do conteúdo gerado pelos usuários na taxa de ocupação, receita por quarto e preço médio da diária (Nicolau et al., 2024).

Wang et al. (2022) utilizaram a Teoria para explicar como os usuários processam AO fraudulentas nas plataformas de comércio eletrônico. Portanto, conduziram um estudo empírico sobre o efeito moderador da percepção de credibilidade dos consumidores em relação às AO. Os resultados demonstraram que a credibilidade dos clientes que realizaram a avaliação afeta diferentemente o processamento de informação dos usuários das plataformas digitais, refletindo na receita do hotel. Enquanto o sentimento dos *reviews* de usuários que possuem credibilidade na plataforma digital, apresenta uma relação positiva com as vendas, para usuários que não apresentam credibilidade, o sentimento possui um impacto inicial positivo nas vendas até determinado limite. Nestes casos, avaliações extremamente positivas de usuários sem credibilidade, parece causar o efeito oposto, reduzindo as vendas.

Nicolau et al. (2024) testaram o impacto do *rating* e do volume de *reviews* (S1) e do sentimento do *review* em três momentos (-1, -7 e -14 dias) (S2) na taxa de ocupação, preço médio dos quartos e na receita por quarto disponível de hotéis econômicos. Os resultados indicaram que, até certo ponto, o *rating* e o volume das AO são considerados como sinais de reputação e são considerados durante o processo de tomada de decisão. No entanto, os autores verificaram também a complementariedade dos sistemas 1 e 2, tendo em vista que o sentimento diário pode ser visto como uma métrica atualizada, com um alto impacto no processo de tomada de decisão dos clientes. Com três experimentos com 428 participantes, Wang et al. (2021) analisaram o papel das avaliações primárias e suplementares e das avaliações consistentes e inconsistentes, na tomada de decisão dos consumidores do maior site de comércio entre consumidores do mundo (Taobao.com). Os resultados do estudo indicam que as avaliações processadas pelo sistema 1 e 2 se complementam e, que a veracidade dos *reviews* e do *webcare* auxiliam no processamento heurístico, influenciando o processamento sistemático a mitigar os efeitos negativos das AO inconsistentes.

2.2. Sistemas 1 e 2 no Processamento das Avaliações Online

As plataformas digitais fomentam e oportunizam a criação do conteúdo online positivo, neutro ou negativo, gerado por um potencial, atual ou antigo cliente, a respeito de um produto, mais conhecido como avaliação online (Henning-Thurau et al., 2004; Filieri, 2015; Yan & Wang, 2018). Estas avaliações podem apresentar uma ampla gama de informações, desde as mais simples como, por exemplo, *ratings* gerais e específicos, preços, até as mais complexas (como *reviews* e fotos). A Teoria Dual-Process prevê que estas informações são, via de regra, processadas por sistemas diferentes do cérebro (Kahneman & Fredrick, 2002; Lawrie et al., 2024).

De acordo com a DPT, quando os consumidores são confrontados com as avaliações online, eles fazem julgamentos rápidos a respeito de determinadas informações presentes na plataforma por meio

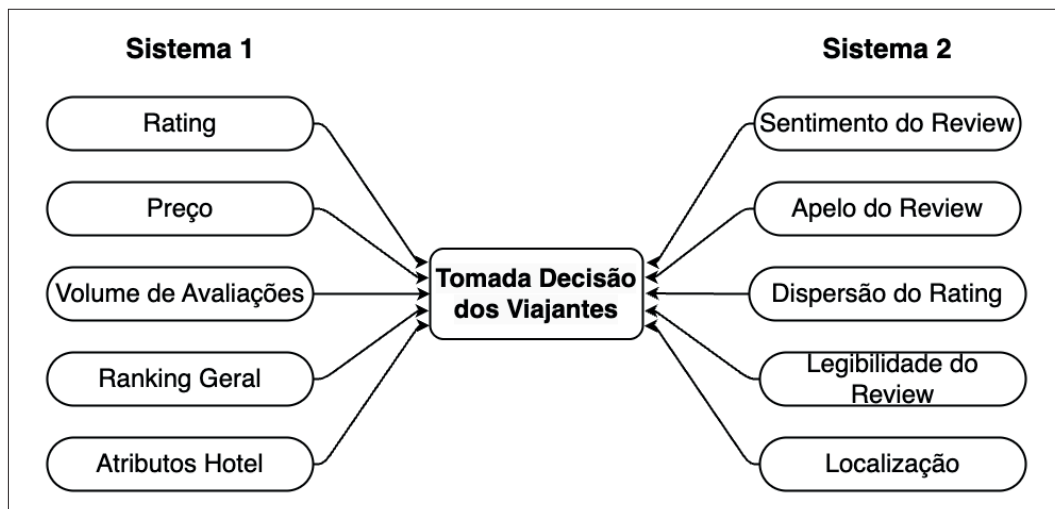
do processamento heurístico (Wang et al., 2022). Estas informações são, em sua maioria quantitativas, afetivas, concretas, específicas e de rápida interpretação (Kahneman & Fredrich, 2002), portanto o *rating*, preço, volume de avaliações, ranking geral e os serviços do estabelecimento, são atributos processados pelo sistema 1. O *rating* é a média das avaliações numéricas dadas pelos usuários, a respeito de um produto ou experiência e, no contexto da hotelaria, captura o nível de satisfação geral dos viajantes (Nicolau et al., 2024). Junto com o *ranking* geral e preço da estadia, são as informações mais destacadas e que aparecem primeiro na plataforma, sendo de fácil e rápida interpretação, portanto processadas pelo sistema 1 (Filiari, 2015). Wang et al. (2022) destacam que o volume de reviews também podem afetar o comportamento de compra do consumidor, tendo em vista que funcionam como um marcador de popularidade da marca, produto ou serviço e, portanto, também apresentam processamento heurístico (S1) (Nicolau et al., 2024).

Após a primeira análise, o pensamento intuitivo pode ser endossado, corrigido ou anulado pelo processamento sistemático, através da análise racional e do pensamento elaborado (Kahneman & Fredrich, 2002; Wang et al., 2022). Nesta fase, os consumidores procuram analisar, deduzir, refletir e julgar as informações complementares presentes nas plataformas. Estas informações tendem a possuir caráter qualitativo e exigir raciocínio (Wang et al., 2022), como o sentimento, apelo e legibilidade dos *reviews*, localização e dispersão do *rating*.

O sentimento dos *reviews* é expresso pelo conteúdo textual opinativo dos consumidores, geralmente medido por ferramentas de *machine learning* como, positivos, neutros ou negativos, e indicam pontos de melhoria, críticas e elogios (Nicolau et al., 2024). O apelo é um estilo/estratégia de comunicação utilizada em diversos contextos como para atrair atenção dos leitores, persuasão e marketing, entre outros. Uma AO pode apresentar um apelo funcional (cognitivo) ou emocional (afetivo), sendo que ambos podem ser usados para influenciar a decisão de compra dos atuais consumidores e prever o comportamento dos futuros clientes (Aureliano-Silva et al., 2021; Jang et al., 2021). Já a legibilidade representa o nível de compreensão que o texto requer para ser entendido, e inclui características como detalhamento (quantidade de palavras) e compreensibilidade (complexidade do texto) (Srivastava & Kalro, 2019). Portanto, as informações presentes nos *reviews* necessitam serem lidas, processadas e interpretadas, demandando um exame racional e ativando o sistema 2 (Filiari, 2015; Nicolau et al., 2024). A dispersão do *rating* também é processada pelo sistema 2, uma vez que pode ser analisada e interpretada pelos consumidores como uma mensagem de incerteza sobre a qualidade do produto ou serviço, afetando negativamente as vendas (Kahneman & Fredrich, 2002; Wang et al., 2022).

Constituindo o modelo teórico do estudo, a Figura 1 apresenta a representação dos sistemas 1 e 2 e, seus respectivos atributos.

Figura 1: Representação dos sistemas 1 e 2 e seus respectivos atributos



2.3. Coocorrência dos Sistemas 1 e 2

O modelo Dual-Process representa um aperfeiçoamento do Modelo Likelihood, ao assumir que o pensamento heurístico e sistemático pode se sobrepor, coexistirem e que o funcionamento de um sistema pode influenciar no outro (Wang et al., 2021). Kahneman & Fredrich (2002) destacam que os sistemas 1 e 2 podem estar ativos simultaneamente, sendo que as operações cognitivas automáticas e as controladas competem pelo controle da resposta.

A coocorrência dos sistemas 1 e 2 pode ser explicada por três efeitos: (i) o efeito aditivo, que indica que ambos sistemas produzem impactos na tomada de decisão dos consumidores; (ii) efeito de atenuação que explica como o processamento sistemático (S2) pode enfraquecer o heurístico (S1), e (iii) o efeito de viés, na qual demonstra como o processamento heurístico pode distorcer o processamento sistemático, afetando os julgamentos individuais e o processo de tomada de decisão (Wang et al., 2021; Wang et al., 2022).

Nicolau et al. (2024) destacam que devido ao caráter experiencial do setor de hospedagens, os clientes tendem a consultar não somente as “dicas” fáceis e rápidas, processadas pelo sistema 1, como *rating*, preço, volume de avaliações, mas também procuram novas informações visando confirmar ou obter uma melhor compreensão sobre a estadia e, portanto, acessam o conteúdo e sentimento dos *reviews*. (Nicolau et al., 2024). Conforme Wang et al. (2022), no processo de decisão de compras online, os consumidores inicialmente verificam informações sumarizadas, rápidas e óbvias (S1), como o *rating* ou volume das AO. Após esta avaliação inicial, os consumidores aprofundam-se no conteúdo gerado pelos usuários, lendo e analisando os *reviews* (S2), para enfim, tomarem a decisão de compra.

Considerando que as informações das plataformas digitais são primeiro analisadas pelo S1 e posteriormente pelo S2 (Wang et al., 2022; Nicolau et al., 2024) e que ambos os sistemas produzem impactos na tomada de decisão. Esta pesquisa propõe que a coocorrência dos sistemas 1 e 2 apresenta efeito aditivo, portanto os atributos dos dois sistemas são importantes para o processo de tomada de decisão dos viajantes. Tendo em vista estas evidências, propõe-se a primeira hipótese do estudo:

H1: A coocorrência dos sistemas 1 e 2 apresenta efeito aditivo no processo de tomada de decisão dos viajantes.

O sistema 1 está relacionado a processos mentais automáticos e reativos, estando associado a operações perceptivas e afetivas (Grayot, 2020). As informações processadas por este sistema são importantes para determinação da satisfação do cliente e reputação do hotel, apresentando influência no processo de tomada de decisão dos hóspedes. Entretanto, apresentam limitações ao não refletirem a natureza urgente do setor hoteleiro e do processo de tomada de decisão (Filiari, 2015; Nicolau et al., 2024).

Por outro lado, por ser de natureza predominantemente qualitativa, as informações que demandam processamento sistemático (S2) apresentam maior detalhamento, credibilidade e são vistas como mais úteis pelos usuários (Filiari, 2015), sendo ideais para o processo de tomada de decisão de serviços experienciais, como hotéis e restaurantes (Liu & Park, 2015).

Ao fazerem julgamentos, os consumidores tendem a utilizarem menos informações sumarizadas, como estatísticas resumidas e medidas agregadas, em prol de informações detalhadas, personalizadas e individualizadas, devido a sua autenticidade e concretude (Filiari, 2015). Filiari (2015) verificou também que os consumidores são influenciados principalmente por atributos informacionais, como a qualidade do *electronic word-of-mouth* (eWoM) (S2), e posteriormente por atributos normativos (S1) como *ratings* e *rankings*.

Kahneman & Fredrich (2002) relatam que o sistema 2 tem o papel de monitorar a qualidade das respostas propostas pelo sistema 1, endossando, corrigindo ou anulando as respostas dadas pelo primeiro sistema. Os sentimentos dos *reviews* (S2) apresentam vantagens, se comparados ao *rating* e ao volume de avaliações (S1), principalmente por diminuir o problema de endogeneidade entre as relações potencialmente causais do eWoM e o desempenho (Nicolau et al., 2024). Consistentes com os estudos prévios, propomos a segunda hipótese do estudo:

H2: Os atributos das avaliações online processados pelo sistema 2 apresentam maior importância no processo de tomada de decisão dos viajantes, se comparados com os atributos processados pelo sistema 1.

3. Metodologia

3.1. Caracterização do Estudo, População e Amostra

Este estudo empírico é de natureza aplicada e adota uma abordagem quantitativa, na qual a população da pesquisa foi formada por 1.616 hotéis e pousadas brasileiras cadastradas na plataforma TripAdvisor (<https://www.tripadvisor.com.br>). Esta plataforma foi escolhida por ser o maior site de avaliação de viagens do mundo, presente em 43 países e 22 línguas, contendo mais de 1 bilhão de AO a respeito de 8 milhões de estabelecimentos, permitindo a obtenção de uma grande quantidade de dados secundários sobre os hotéis e reviews (TripAdvisor, 2024). Para seleção da amostra foi realizado um contato inicial via telefone para apresentar a pesquisa e solicitar a participação da alta gerência do hotel (por exemplo, Gerente Geral, Gerente de Meio Ambiente, Gerente de Vendas e Marketing). A amostra compreendeu 139 hotéis de todas as regiões brasileiras (taxa de resposta de 8,6%) e 89.290 avaliações online, contendo 5.984.579 palavras, conforme Tabela 1.

Tabela 1: Características do Hotéis e Gestores Respondentes

Nível de Educação		Número de Funcionários		Número de Quartos	
Nível médio	10	Até 20	51	Até 50	65
Graduação	95	21-50	31	51-100	20
Pós-Graduação	34	51-100	33	101-150	21
Idade (anos)		100 +	24	150 +	33
Até 35	41	Propriedade Familiar		Localização (Região do Brasil)	
36-50	78	Sim	110	Norte	7
50 +	20	Não	29	Nordeste	33
Gênero		Afiliação a Rede de Hotéis		Centro-Oeste	26
Feminino	77	Sim	97	Sudeste	33
Masculino	62	Não	42	Sul	40

Fonte: Elaboração própria

Procurou-se estabelecimentos de faixa de preço similares para compor a amostra, visando diminuir o efeito dessas variáveis na receita dos hotéis.

3.2. Coleta dos Dados

A coleta dos dados foi realizada em duas etapas. Primeiramente, foi aplicado um questionário (*survey*) por meio de ligações telefônicas, na qual 139 gestores repassam informações relacionadas ao desempenho não financeiro e financeiro do seu hotel, conforme Apêndice 1. O período de coleta dos questionários foi de março a abril de 2023. A segunda etapa da pesquisa compreendeu a raspagem de dados relacionados ao hotel dos reviews da plataforma TripAdvisor, por meio da técnica de *web scraping*. Os comentários dos usuários do TripAdvisor somaram 205.886 observações, destas foram excluídas as perguntas e dicas, resultando em 89.290 avaliações online. Cada hotel possui na média 642 avaliações (min=10, max=4.095) e as avaliações apresentaram média de 67 palavras (min=7, max=2.654). O período de coleta dos dados foi de dezembro de 2023 a janeiro de 2024.

3.3. Variáveis e sua Mensuração

Para analisar o processo de tomada de decisão dos viajantes foi utilizado a *proxy* de receita líquida relativa, na qual captura o resultado do processo de decisão dos viajantes através da receita líquida relativa. Os gestores dos hotéis foram convidados a avaliar o desempenho do seu hotel/pousada (receita líquida) em relação aos seus concorrentes através de uma escala Likert de 7 pontos (1 = abaixo da média a 7 significativamente acima da média).

As variáveis independentes deste estudo compreenderam dez atributos das avaliações online: o *rating*, preço, volume de avaliações, ranking geral, atributos do hotel, sentimento, apelo e legibilidade dos *reviews*, dispersão dos *ratings* e localização do hotel.

Os atributos textuais como, sentimento, apelo e legibilidade do *review*, foram mensuradas por técnicas de *text mining*, onde o texto bruto passou pelas etapas de pré-processamento, preparação e classificação, utilizando modelos avançados de processamento de linguagem natural (NLP), intitulados redes neurais *transformers*. A análise de sentimento foi realizada com um modelo RoBERTa, pré-treinado com *tweets* em português, possuiu 135 milhões de parâmetros, onde o texto é classificado de acordo com a probabilidade de pertencer as classes positivo, negativo ou neutro. Já o apelo do review foi treinado com um modelo multilíngue de 27 idiomas e 279 milhões de parâmetros, para realizar a tarefa de *zero-shot classification*. Portanto, o objetivo do algoritmo era classificar o texto em avaliações online com apelo emocional ou funcional.

O uso de NLP para analisar AO apresenta diversas vantagens: (i) oferece uma estrutura analítica e eficiente; (ii) é ideal para processamento de grandes volumes de dados, (iii) reduz a potencial intervenção humana e o viés e (iv) melhora significativamente a compreensão e interpretação de padrões complexos presentes no comportamento do consumidor (Zhai et al., 2024). A Tabela 2 apresenta o procedimento de coleta de cada variável, sua forma de mensuração e o suporte teórico.

Tabela 2: Variáveis e sua mensuração

Coleta	Variável	Mensuração	Suporte Teórico
<i>Survey</i>	Receita líquida relativa	Escala Likert de 7 pontos (1 = abaixo da média a 7 significativamente acima da média)	Adaptado de Abdel-Maksoud et al. (2016); Lunkes et al. (2020)
<i>Web scraping</i>	<i>Rating</i>	Média do rating (1 a 5 estrelas)	Filieri (2015); Nicolau et al. (2024)
	Preço	Valor da diária	Nicolau et al. (2024)
	Volume Avaliações	Número total de avaliações	Wang et al. (2022); Nicolau et al. (2024)
	Ranking Geral	Ranking dos Hotéis pelo TripAdvisor	Filieri (2015)
	Atributos do Hotel	Presença de academia, piscina, lavanderia, massagem, recreação, sauna, recepção 24h, restaurante	Kitsios et al. (2021)
	Sentimento do Review	Média dos sentimentos dos reviews, sendo 1 – sentimento positivo, 0 -neutro e -1 – sentimento negativo	Chang (2013); Ghosh (2017); Park et al. (2020)
	Apelo do Review	Média do apelo do review, sendo 1 apelo funcional e 0 apelo emocional	Standing et al. (2016); Parikh et al. (2017); Aureliano-Silva et al. (2021); Jang et al. (2021)
	Dispersão do Rating	Desvio padrão do rating	Wang et al. (2022)
	Legibilidade do Review	Fog index	Ghasemaghahi et al. (2018); Eslami et al. (2018); Liu & Hu (2021)
Localização	Número de atrações e restaurantes em um raio de 1km	Kitsios et al. (2021)	

Fonte: Elaboração própria

3.4. Análise dos Dados

A análise dos dados foi realizada pela técnica de *feature importance* em três algoritmos de aprendizado de máquinas diferentes: *decision trees*, *random forest* e XGBoost, utilizando a linguagem de programação Python e o ambiente de execução Google Colab.

A técnica de *feature importance* é o método mais comum de obter explicações para modelos de classificação e são úteis para descreve quão importante foram as variáveis para a performance do modelo (Saarela & Jauhiainen, 2021). A *feature importance* considera os efeitos de interação entre as variáveis independentes e classificam os fatores influentes com base na sua contribuição para o processo de modelagem (Abedi et al., 2022). Esta técnica demonstra uma medida da contribuição individual da

variável para a tarefa de classificação, independente da relação (linear ou não linear) ou direção (positivo ou negativo) do efeito (Casalicchio et al., 2019).

O algoritmo de AM *decision trees* é um modelo não paramétrico de árvore, que particiona o espaço de entrada em sub-regiões menores, homogêneas e não sobrepostas (Breiman et al., 1984). Este modelo é insensível a *outliers*, consegue trabalhar com dados não normalizados e é utilizado para tarefas de regressão e classificação (Breiman et al., 1984). No entanto, não é um modelo estável, podendo apresentar alterações de acordo com os dados de entrada (Abedi et al., 2022).

Random Forest é um método *ensemble* construído a partir de um grande grupo de árvores de decisão independentes, que utiliza a técnica de amostragem com reposição *bootstrapping* (Breiman, 2001). O RF apresenta uma evolução das *decision trees*, que exige poucos parâmetros para ser ajustado (Abedi et al., 2022).

O *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) é um método complexo que conta com vários parâmetros ajustáveis e é desenhado para performance, velocidade e para evitar *overfitting*. Em vez de utilizar as médias das árvores independentes, o XGBoost cria uma série de árvores de decisão sequenciais utilizando os resíduos (erros de previsão) da árvore anterior, portanto se especializa nas observações de maior incerteza, resultando em maior poder preditivo (Boehmke & Greenwell, 2019; Abedi et al., 2022).

3.5. Treinamento e Hiperparâmetros

Para treinamento e teste do modelo foi utilizado o método *hold-out* com 70% dos dados para treinamento e 30% para teste. Devido ao comportamento desbalanceado das classes, utilizou-se também o parâmetro *stratify*, visando estratificar a amostra de teste e manter a proporção das classes nos conjuntos de treinamento/teste. Os hiperparâmetros testados em cada modelo de AM e os valores ótimos são exibidos na Tabela 3.

Tabela 3: Hiperparâmetros

Algoritmo	Hiperparâmetro	Descrição Hiperparâmetro	Faixa de teste	Valor ótimo
<i>decision trees</i>	criteria	Métrica usada para medir a qualidade da divisão	'gini', 'entropy'	'entropy'
	max_depth	Profundidade máxima da árvore. Limita o crescimento para evitar <i>overfitting</i> .	2:15	10
	max_features	Número máximo de atributos considerados em cada divisão. Controla a complexidade.	1:10	2
<i>random forest</i>	n_estimators	Número de árvores na floresta.	10:1000	100
	bootstrap	usa amostragem com reposição (<i>bootstrap</i>) para construir cada árvore	'true', 'false'	'true'
	criteria	Métrica usada para medir a qualidade da divisão	'gini', 'entropy'	'entropy'
	max_depth	Profundidade máxima da árvore. Limita o crescimento para evitar <i>overfitting</i> .	2:15	4
	max_features	Número máximo de atributos considerados em cada divisão. Controla a complexidade.	1:10	3
XGBoost	objective	Função de perda	'multi:softmax'	'multi:softmax'
	num_class	Número de classes	7	7
	max_depth	Profundidade máxima das árvores.	2:15	5
	gamma	Redução mínima na perda necessária para realizar uma nova divisão.	0:1	0,6
	eta	Taxa de aprendizado.	0,001:0,9	0,3
	eval_metric	Métrica usada para avaliar o desempenho do modelo	'merror'	'merror'

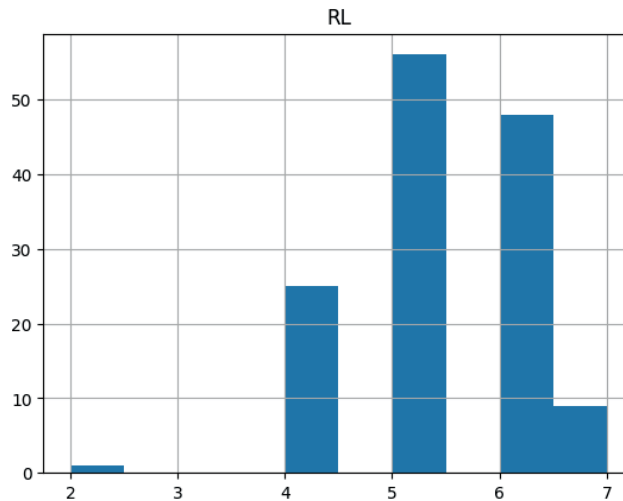
Fonte: Elaboração própria

4. Resultados e Discussões

Os resultados dos modelos *decision trees*, *random forest* e XGBoost indicam um coeficiente de determinação de 50%, 54,7% e 59,5%, respectivamente. Conforme esperado, o algoritmo com maior complexidade (XGBoost) apresentou o maior poder preditivo, indicando maior capacidade de generalização (Boehmke & Greenwell, 2019; Abedi et al., 2022).

A Figura 2 apresenta a distribuição da variável dependente, receita relativa. Verifica-se que os hotéis pertencentes a amostra apresentam a receita principalmente nas classes 4, 5 e 6. Considerando que o conjunto de teste contém a amostra estratificada e, portanto, mantém a mesma distribuição da amostra original, pode-se concluir que o algoritmo XGBoost conseguiu classificar de forma satisfatória a receita dos hotéis, inclusive distinguindo classes muito próximas.

Figura 2: Distribuição da variável receita relativa



Para testar as hipóteses do estudo foi utilizado a técnica de *feature importance* em três algoritmos de AM diferentes, esta técnica considera os efeitos de interação entre as variáveis independentes e classificam os fatores influentes com base na sua contribuição para o processo de modelagem (Abedi et al., 2022). Apresenta-se, na Tabela 4, a importância de cada atributo do estudo e dos sistemas 1 e 2, em ordem decrescente, bem como a acurácia dos três modelos de classificação.

A hipótese H1 sugeriu que a coocorrência dos sistemas 1 e 2, apresenta efeito aditivo no processo de tomada de decisão dos viajantes, isto é, que ambos os sistemas produzem impactos na tomada de decisão dos consumidores (Wang et al., 2021). Com base nos atributos da avaliação online analisados, os resultados dos algoritmos *decision trees*, *random forest* e XGBoost indicaram que tanto as informações que demandam o processamento heurístico (S1) quanto o sistemático (S2) apresentam alta importância no processo de tomada de decisão dos viajantes e, por vezes, alternam no ranking de importância, o que sugere um efeito de complemento e exclui os efeitos de atenuação e de viés, confirmando H1.

Os resultados corroboram com a literatura da DPT ao demonstrar que os usuários das plataformas digitais confiam nas percepções e julgamentos dos outros como fontes de evidência da realidade e utilizam os sistemas 1 e 2 de forma adaptativa e complementar (efeito aditivo) para processar as informações das avaliações online (Filiari, 2015; Grayot, 2020; Wang et al., 2022; Lawrie et al., 2024).

O processamento de informações contidas nas AO pelos sistemas 1 e 2, permite que os consumidores avaliem os produtos/serviços ao tomar suas decisões de compra (Wang et al., 2022). O setor hoteleiro apresenta um caráter experiencial e subjetivo, o que leva os usuários das plataformas digitais não consultarem somente as informações agregadas, rápidas e de fácil interpretação, mas também procurarem informações detalhadas, de caráter qualitativo, visando confirmar ou obter uma melhor compreensão

sobre a estadia (Nicolau et al., 2024). O estudo demonstra que ambos os sistemas apresentam importância do processo de decisão, o que indica um efeito aditivo de complementariedade dos atributos processados pelos diferentes sistemas cognitivos.

Tabela 4: Resultados da técnica feature importance

Ranking	Decision Trees		Random Forest		XGBoost	
	Atributo	Importância relativa	Atributo	Importância relativa	Atributo	Importância (F score)
1	Sentimento (S2)	0,132	Apelo (S2)	0,087	Apelo (S2)	28
2	Apelo (S2)	0,127	Sentimento (S2)	0,082	Sentimento (S2)	28
3	Localização (S2)	0,122	Localização (S2)	0,080	Preço (S1)	24
4	Preço (S1)	0,120	Dispersão Rating (S2)	0,077	Ranking Geral (S1)	19
5	Volume Avaliações (S1)	0,055	Preço (S1)	0,076	Localização (S2)	17
6	Atributos Hotel (S1)	0,051	Ranking Geral (S1)	0,070	Volume Avaliações (S1)	16
7	Legibilidade (S2)	0,041	Legibilidade (S2)	0,066	Legibilidade (S2)	10
8	Rating (S1)	0,019	Volume Avaliações (S1)	0,063	Atributos Hotel (S1)	4
9	Dispersão Rating (S2)	0,016	Atributos Hotel (S1)	0,040	Dispersão Rating (S2)	0
10	Ranking Geral (S1)	0,014	Rating (S1)	0,014	Rating (S1)	0
Acurácia		0,500		0,547		0,595
Importância acumulada sistema 1		0,259		0,263		63
Importância acumulada sistema 2		0,438		0,392		83

Fonte: Elaboração própria

A hipótese H2 prevê que as informações das plataformas digitais processados pelo sistema 2 apresentam maior importância no processo de tomada de decisão dos viajantes, se comparados com as informações processadas pelo sistema 1. Conforme observado na Tabela 4, os atributos apelo e sentimento dos *reviews* (S2) apresentam a maior importância nos três modelos de aprendizado de máquina, corroborando com a hipótese H2.

Quando compara-se as importâncias acumuladas pelos dois sistemas cognitivos, isto é a soma das importâncias de cada atributo, verifica-se que o sistema 2 apresenta maior importância para determinação da receita relativa, que neste estudo foi utilizada como *proxy* para a tomada de decisões dos viajantes, uma vez que o processo de compra representa a consequência da tomada de decisão. Este resultado vem de encontro com Filieri (2015) e Nicolau et al. (2024) que demonstraram que no processo de tomada de decisão dos consumidores, as informações resumidas, sumarizadas e agregadas (sistema 1), tendem a possuir menor importância, por não refletirem a natureza experiencial e urgente do setor hoteleiro.

Por outro lado, informações detalhadas, personalizadas e individualizadas, processadas pelo sistema 2, tendem a apresentar maior importância na decisão dos viajantes, devido a sua credibilidade, autenticidade e concretude (Filieri, 2015). No momento da tomada de decisão, o sistema 2 torna-se responsável por

monitorar a qualidade das respostas propostas pelo sistema 1, endossando, corrigindo ou anulando intuições geradas pelo primeiro sistema (Kahneman & Fredrich, 2002).

O papel do preço no processo de tomada de decisão dos viajantes chama a atenção, sendo o atributo processado pelo sistema 1 com maior importância nos três modelos de AM, podendo indicar a sensibilidade desta informação para a reserva dos hotéis.

O *rating* dos hotéis parece ter pouca, ou nenhuma, importância no processo de decisão dos viajantes, o que contradiz os achados da Teoria (Filiari, 2015; Nicolau et al., 2024). Possíveis explicações para este resultado é a pouca variabilidade do *rating* na amostra do estudo, sendo 17 hotéis (*rating* 4), 89 (*rating* 5) e 33 (*rating* 5), o que pode ter dificultado o processo de aprendizagem do algoritmo ou a rejeição do uso de informações sumarizadas, como estatísticas resumidas e medidas agregadas, em prol de informações detalhadas, personalizadas e individualizadas, devido a sua autenticidade e concretude (Filiari, 2015).

5. Conclusões e Recomendações

O objetivo central desta pesquisa é verificar a importância do processamento dos atributos das avaliações online pelos sistemas cognitivos, no processo de tomada de decisão dos viajantes. Com base na Dual-Process Theory, este estudo investigou a importância do processamento heurístico (sistema 1) e sistemático (sistema 2) das avaliações online, no processo de tomada de decisão dos viajantes. A coleta de dados envolveu 139 hotéis brasileiros e utilizou os métodos de survey e web scraping de 89.290 AO provenientes da plataforma TripAdvisor. Para análise dos dados foi utilizado os algoritmos de aprendizado de máquina (AM) decision trees, random forest e XGBoost, por meio da técnica de feature importance.

Corroboramos com Rosillo-Díaz et al. (2024) ao revelar que DPT pode representar um passo a mais em relação à Teoria da Sinalização, quando possibilita capturar a complexidade dos mecanismos psicológicos envolvidos na interpretação dos sinais em ambientes digitais, oferecendo uma lente mais sofisticada para entender a influência das avaliações online na tomada de decisão dos hóspedes.

Com base nos atributos da avaliação online analisados, os resultados indicam que os sistemas 1 e 2 operam de forma simultânea e complementar no processo de decisão, apresentando um efeito aditivo. O que mostra que ambos sistemas são importantes e produzem impactos na tomada de decisão dos consumidores (Filiari, 2015; Grayot, 2020; Wang et al., 2021; Wang et al., 2022; Lawrie et al., 2024; Huang et al., 2025). Este estudo ainda conclui que o sistema 2, isto é o processamento sistemático, lento, racional, apresenta maior importância no processo de decisão dos viajantes, se comparados ao sistema 1, processamento heurístico, rápido e intuitivo (Filiari, 2015; Shin et al., 2022; Nicolau et al., 2024). Uma possível explicação para este efeito é que devido ao carácter experiencial do serviço de hospedagens, os consumidores preferem informações detalhadas, concretas, autênticas e críveis, se comparado a informações resumidas, sumarizadas e agregadas. Portanto, nossos resultados indicam que os consumidores examinam cuidadosamente o conteúdo das AO antes de realizarem uma decisão de compra (Nicolau et al., 2024).

Ao verificar a importância do processamento heurístico e sistemático do conteúdo gerado pelos usuários nas plataformas digitais, este estudo forneceu insights valiosos para os gestores do setor hoteleiro ao elucidar como as AO são processadas pelos usuários e quais informações são percebidas como mais importantes no processo de tomada de decisão. Desta forma, os gestores podem desenvolver estratégias para fomentar e gerenciar os atributos das AO com maior poder de influência no processo de tomada de decisão dos viajantes, o que pode aumentar a taxa de atratividade e a receita operacional do seu hotel. As conclusões deste estudo podem beneficiar também as plataformas digitais, websites e redes sociais, ao oferecer uma compreensão sobre a importância das informações veiculadas em suas páginas, e permitindo otimizar a relevância e a eficácia do conteúdo disponibilizado, contribuindo assim para o fortalecimento e a viabilidade do ambiente digital que permeia suas operações.

Considerando que a Dual-Process Theory oferece arcabouço teórico para descrever a influência do conteúdo gerado pelo usuário nas vendas dos hotéis (Nicolau et al., 2024). Também, ao considerar que nosso estudo se alinha a estudos que aplicaram a Dual-Process Theory em outros segmentos do turismo, como o marketing de destinos turísticos (Huang et al., 2025), seguros de viagem (Herjanto et al., 2025) e acomodações peer-to-peer (Shin et al., 2022), reforça-se a robustez e a aplicabilidade da teoria em diferentes segmentos do turismo. Isso amplia a base comparativa para a discussão dos resultados e destaca o potencial explicativo da DPT em diferentes tipos de decisões turísticas. O presente trabalho estende a aplicação desta Teoria para uma gama maior de atributos das AO, contribuindo para o seu

aprofundamento e ampliação do alcance explicativo. A variável dependente utilizada foi à receita líquida relativa, que corroborou com Nicolau et al. (2024) e reflete o desfecho prático da tomada de decisão dos viajantes nas plataformas digitais. A pesquisa também propõe uma perspectiva interdisciplinar e inovadora para a análise dos mecanismos de tomada de decisão do consumidor e sua relação com o desempenho do hotel e, portanto, contribui para integração das áreas de turismo, gestão e economia comportamental.

Apesar dos cuidados metodológicos adotados durante o desenvolvimento deste estudo, é importante reconhecer suas limitações. Os resultados limitam-se aos atributos das avaliações online analisados nesta pesquisa. A coleta de dados relativos ao desempenho financeiro, realizada por meio de questionários, restringiu-se à percepção dos gestores acerca do desempenho relativo de seus estabelecimentos hoteleiros. Também destaca-se que a pesquisa foi conduzida em um único setor, o que implica cautela na generalização dos resultados obtidos.

Como sugestões de pesquisas futuras, sugere-se a ampliação do escopo desta investigação, com a aplicação da Dual-Process Theory em outros contextos de tomada de decisão dos viajantes e o teste de diferentes atributos das avaliações online e plataformas. Metodologicamente, o uso de experimentos também pode ser caminho de pesquisa, uma vez que a construção de cenários pode ser adequado para capturar o processo de tomada de decisão dos usuários.

Referências

- Abdel-Maksoud, A., Kamel, H., & Elbanna, S. (2016). Investigating relationships between stakeholders' pressure, eco-control systems and hotel performance. *International Journal of Hospitality Management*, 59, 95-104. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2016.09.006>
- Abedi, R., Costache, R., Shafizadeh-Moghadam, H., & Pham, Q. B. (2022). Flash-flood susceptibility mapping based on XGBoost, random forest and boosted regression trees. *Geocarto International*, 37(19), 5479-5496. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1920636>
- Aureliano-Silva, L., Leung, X., & Spers, E. E. (2021). The effect of online reviews on restaurant visit intentions: Applying signaling and involvement theories. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 12(4), 672-688. <https://doi.org/10.1108/JHTT-06-2020-0143>
- Boehmke B., & Greenwell B.M. (2019). *Hands-on machine learning with R*. Boca Raton (FL): CRC Press.
- Bortoluzzi, D. A., Lunkes, R. J., Santos, E. A. d., & Mendes, A. C. A. (2020). Effect of online hotel reviews on the relationship between defender and prospector strategies and management controls. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 32(12), 3721-3745. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-04-2020-0297>
- Breiman, L. (2001). *Random forest*, 45. Mach Learn, 1.
- Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., Stone C.J. (1984). *Classification and regression trees*. Belmont (CA): Wadsworth International Group, 432, 151–166.
- Casalicchio, G., Molnar, C., & Bischl, B. (2019). Visualizing the feature importance for black box models. In Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases: *European Conference, ECML PKDD 2018*, Dublin, Ireland, September 10–14, 2018, Proceedings, Part I 18 (pp. 655-670). Springer International Publishing.
- Chang, K. C. (2013). How reputation creates loyalty in the restaurant sector. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 25(4), 536-557. <https://doi.org/10.1108/09596111311322916>
- Chang, H. H., Fang, P. W., & Huang, C. H. (2016). The impact of on-line consumer reviews on value perception: the dual-process theory and uncertainty reduction. In *Web design and development: Concepts, methodologies, tools, and applications* (pp. 1498-1524). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/978-1-4666-8619-9.ch068>
- Chatterjee, S., Chaudhuri, R., Vrontis, D., Thrassou, A., Ghosh, S. K., & Chaudhuri, S. (2021). Social customer relationship management factors and business benefits. *International Journal of Organizational Analysis*, 29(1), 35-58. <https://doi.org/10.1108/IJOA-11-2019-1933>
- Eslami, S. P., Ghasemaghaei, M., & Hassanein, K. (2018). Which online reviews do consumers find most helpful? A multi-method investigation. *Decision Support Systems*, 113, 32-42. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.06.012>
- Filieri, R. (2015). What makes online reviews helpful? A diagnosticity-adoption framework to explain informational and normative influences in e-WOM. *Journal of business research*, 68(6), 1261-1270. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.11.006>

- Filieri, R., McLeay, F., Tsui, B., & Lin, Z. (2018). Consumer perceptions of information helpfulness and determinants of purchase intention in online consumer reviews of services. *Information & Management*, 55(8), 956-970. <https://doi.org/10.1016/j.im.2018.04.010>
- Ghasemaghahi, M., Eslami, S.P., Deal, K. and Hassanein, K. (2018), "Reviews' length and sentiment as correlates of online reviews' ratings", *Internet Research*, Vol. 28 No. 3, pp. 544-563. <https://doi.org/10.1108/IntR-12-2016-0394>
- Ghosh, T. (2017). Managing negative reviews: the persuasive role of webcare characteristics. *Journal of Internet Commerce*, 16(2), 148-173. <https://doi.org/10.1080/15332861.2017.1305254>
- Grayot, J. (2019). From selves to systems: on the intrapersonal and intraneural dynamics of decision making. *Journal of Economic Methodology*, 26(3), 208-227. <https://doi.org/10.1080/1350178X.2019.1625213>
- Grayot, J. D. (2020). Dual process theories in behavioral economics and neuroeconomics: A critical review. *Review of Philosophy and Psychology*, 11 (1), 105–136. <https://doi.org/10.1007/s13164-019-00446-9>
- Herjanto, H., Amin, M., & Cobanoglu, C. (2025). Should I use ChatGPT travel insurance recommendations? A dual-process theory perspective. *International Journal of Consumer Studies*. <https://doi.org/10.1111/ijcs.70044>
- Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., & Gremler, D. D. (2004). Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: what motivates consumers to articulate themselves on the internet?. *Journal of Interactive Marketing*, 18(1), 38-52. <https://doi.org/10.1002/dir.10073>
- Huang, D., So, K. K. F., Huang, J., & Huang, S. (2025). Exploring the attractiveness of digital human influencers in destination marketing: The allure of two-path meaning transfer. *Tourism Management*, 110, 105166. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2025.105166>
- Jang, S., Chung, J., & Rao, V. R. (2021). The importance of functional and emotional content in online consumer reviews for product sales: Evidence from the mobile gaming market. *Journal of Business Research*, 130, 583-593. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.027>
- Jeesha, K., & Purani, K. (2021). Webcare as a signal: exhaustive-selective webcare strategy and brand evaluation. *European Journal of Marketing*, 55(7), 1930-1953. <https://doi.org/10.1108/EJM-05-2019-0421>
- Kahneman, D., & Frederick, S. (2002). Representativeness revisited: Attribute substitution in intuitive judgment. In Kahneman, D., & Gilovich, T. (Eds.), *Heuristics and biases: The Psychology of Intuitive Judgment*, 49–81.
- Kahneman, D., & Frederick, S. (2005). A model of heuristic judgment. In Holyoak, K., & Morrison, R. (Eds.), *The Cambridge handbook of thinking and reasoning*, (pp. 267–293). Cambridge University Press.
- Kahneman, D., Slovic, P., & Tversky, A. (1982). *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases*. *Judgement under uncertainty: Heuristics and biases*, (pp. 3–20). Cambridge University Press.
- Kitsios, F., Kamariotou, M., Karanikolas, P., & Grigoroudis, E. (2021). Digital marketing platforms and customer satisfaction: Identifying eWOM using big data and text mining. *Applied Sciences*, 11(17), 8032. <https://doi.org/10.3390/app11178032>
- Kwon, W., Lee, M., Back, K. J., & Lee, K. Y. (2021). Assessing restaurant review helpfulness through big data: dual-process and social influence theory. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 12(2), 177-195. <https://doi.org/10.1108/JHTT-04-2020-0077>
- Lawrie, E., Flus, M., Olechowski, A., Hay, L., & Wodehouse, A. (2024). From theory to practice: a roadmap for applying dual-process theory in design cognition research. *Journal of Engineering Design*, 1-21. <https://doi.org/10.1080/09544828.2024.2336837>
- Liu, Y. and Hu, H.-f. (2021), "Online review helpfulness: the moderating effects of review comprehensiveness", *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, Vol. 33 No. 2, pp. 534-556. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-08-2020-0856>
- Liu, Z., & Park, S. (2015). What makes a useful online review? Implication for travel product websites. *Tourism Management*, 47, 140-151. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2014.09.020>
- Lunkes, R. J., Bortoluzzi, D. A., Anzilago, M., & da Rosa, F. S. (2020). Influence of online hotel reviews on the fit between strategy and use of management control systems: A study among small-and medium-sized hotels in Brazil. *Journal of Applied Accounting Research*, 21(4), 615-634. <https://doi.org/10.1108/JAAR-06-2018-0090>
- Lunkes, R. J., Deggau, L., Codesso, M.M., Rosa, F. S., & Monteiro, J.J. (2025). The Influence of Online Reviews and Hotel Digital Responsibility on ESG Practices and Sustainability Performance. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, ahead-of-print, ahead-of-print.
- Mandolfo, M., Bettiga, D., Lamberti, L., & Noci, G. (2022). Influence of sales promotion on impulse buying: A dual process approach. *Journal of Promotion Management*, 28(8), 1212-1234. <https://doi.org/10.1080/10496491.2022.2060415>

- Meek, S., Wilk, V., & Lambert, C. (2021). A big data exploration of the informational and normative influences on the helpfulness of online restaurant reviews. *Journal of Business Research*, 125, 354-367. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.12.001>
- Mohaghegh, M., & Größler, A. (2020). The dynamics of operational problem-solving: A dual-process approach. *Systemic Practice and Action Research*, 33(1), 27-54. <https://doi.org/10.1007/s11213-019-09513-9>
- Nicolau, J. L., Xiang, Z. and Wang, D. (2024), “Daily online review sentiment and hotel performance”, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, Vol. 36 No. 3, pp. 790-811. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-05-2022-0594>
- Paget, S. (2024). 2024 local consumer review survey. Brightlocal. Acesso em 28 de Março de 2024, de <https://www.brightlocal.com/research/local-consumer-review-survey/>.
- Parikh, A. A., Behnke, C., Almanza, B., Nelson, D., & Vorvoreanu, M. (2017). Comparative content analysis of professional, semi-professional, and user-generated restaurant reviews. *Journal of Foodservice Business Research*, 20(5), 497-511. <https://doi.org/10.1080/15378020.2016.1219170>
- Park, E., Kang, J., Choi, D., & Han, J. (2020). Understanding customers' hotel revisiting behaviour: a sentiment analysis of online feedback reviews. *Current Issues in Tourism*, 23(5), 605–611. <https://doi.org/10.1080/13683500.2018.1549025>
- Rosillo-Díaz, E., Muñoz-Rosas, J. F., & Blanco-Encomienda, F. J. (2024). Impact of heuristic–systematic cues on the purchase intention of the electronic commerce consumer through the perception of product quality. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 81, 103980. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103980>
- Roy, G. (2023). Travelers' online review on hotel performance—Analyzing facts with the Theory of Lodging and sentiment analysis. *International Journal of Hospitality Management*, 111, 103459. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2023.103459>
- Saarela, M., & Jauhiainen, S. (2021). Comparison of feature importance measures as explanations for classification models. *SN Applied Sciences*, 3(2), 272. <https://doi.org/10.1007/s42452-021-04148-9>
- Shin, H. W., Fan, A., & Wu, L. (2022). Trust the Facts: The Impact of Reviews' Written Style and Subject-Focus on Peer-to-Peer Accommodation Consumption. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 48(2), 249-276. <https://doi.org/10.1177/10963480221100244> (Original work published 2024)
- Srivastava, V., & Kalro, A. D. (2019). Enhancing the helpfulness of online consumer reviews: the role of latent (content) factors. *Journal of Interactive Marketing*, 48(1), 33-50. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2018.12.003>
- Standing, C., Holzweber, M., & Mattsson, J. (2016). Exploring emotional expressions in e-word-of-mouth from online communities. *Information Processing & Management*, 52(5), 721-732. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2016.01.001>
- Steur, A. J., Fritzsche, F., & Seiter, M. (2022). It's all about the text: An experimental investigation of inconsistent reviews on restaurant booking platforms. *Electronic Markets*, 1-34. <https://doi.org/10.1007/s12525-022-00525-3>
- TripAdvisor (2024). <https://tripadvisor.mediaroom.com/US-about-us> Acesso em 05 de março de 2024.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). Availability: A heuristic for judging frequency and probability. *Cognitive Psychology*, 5(2), 207-232.
- van Noort, G., & Willemsen, L. M. (2012). Online damage control: The effects of proactive versus reactive webcare interventions in consumer-generated and brand-generated platforms. *Journal of Interactive Marketing*, 26(3), 131-140. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2011.07.001>
- Wang, Y., Tariq, S., & Alvi, T. H. (2021). How primary and supplementary reviews affect consumer decision making? Roles of psychological and managerial mechanisms. *Electronic Commerce Research and Applications*, 46, 101032. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2021.101032>
- Wang, Q., Zhang, W., Li, J., Mai, F., & Ma, Z. (2022). Effect of online review sentiment on product sales: The moderating role of review credibility perception. *Computers in Human Behavior*, 133, 107272. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107272>
- Wason, P. C., & Evans, J. S. B. (1974). Dual processes in reasoning?. *Cognition*, 3(2), 141-154. [https://doi.org/10.1016/0010-0277\(74\)90017-1](https://doi.org/10.1016/0010-0277(74)90017-1)
- Yan, L., & Wang, X. (2018). Why posters contribute different content in their positive online reviews: A social information-processing perspective. *Computers in Human Behavior*, 82, 199-216. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.01.009>

Zhai, M., Wang, X., & Zhao, X. (2024). The importance of online customer reviews characteristics on remanufactured product sales: Evidence from the mobile phone market on Amazon. com. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 77, 103677. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103677>

Apêndice 1

Desempenho do hotel (Adapted from Abdel-Maksoud et al., 2016; Lunkes et al., 2020).

Considerando o período dos últimos 3 (três) anos, avalie a performance advinda das plataformas digitais, em relação aos seus principais competidores. Utilize a seguinte escala: (1 = abaixo da média a 7 significativamente acima da média)	
Financeiro (FHP)	
1. Lucro operacional	① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦
2. Receita líquida	① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦
3. Retorno do investimento	① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦
Não-financeiro (FNHP)	
4. Qualidade dos produtos e serviços prestados	① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦
5. Satisfação dos clientes	① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦
6. Desenvolvimento ou inovação de produtos e serviços	① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦
7. Capacidade dos funcionários	① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦

Recibido: 18/05/2024
Reenviado: 10/06/2025
Aceptado: 17/06/2025
Sometido a evaluación por pares anónimos