



Coração na Rota: Opiniões e Sentimentos que Fazem o Turista ‘Virar Fã’ da Rota das Emoções (Piauí, Ceará e Maranhão, Brasil)

Thiago Assunção de Moraes

(Universidade Estadual do Piauí / thiagoassuncao@pcs.uespi.br)

Fernando Henrique de Moura

(Universidade Estadual do Piauí / fernandomoura@aluno.uespi.br)

Ludmila de Moura Santos

(Universidade Federal da Paraíba / ludmilademourasantos@gmail.com)

Franciele Joelma da Silva

(Universidade Estadual do Piauí / joelmafran03@gmail.com)

RESUMO:

A Rota das Emoções, destino turístico que integra Piauí, Ceará e Maranhão, destaca-se como importante produto turístico no Nordeste brasileiro. Este estudo analisa as opiniões e sentimentos manifestados nas experiências turísticas neste destino, utilizando mineração de dados e algoritmos de classificação. Mediante *web scraping* de avaliações nas plataformas TripAdvisor e Google Reviews, foram coletados dados sobre as percepções dos visitantes. A metodologia emprega técnicas de análise de sentimentos, agrupamento de texto e resumo automático, aplicando os algoritmos Regressão Logística Multinomial e Naïve Bayes Multinomial para classificação das opiniões. Os resultados permitem identificar os fatores determinantes da satisfação turística e compreender os elementos que transformam visitantes em promotores do destino. A pesquisa contribui para o planejamento e gestão estratégica do turismo regional, fornecendo insights baseados em dados para aprimoramento da experiência turística na Rota das Emoções.

PALAVRAS-CHAVE: Rota das emoções, Análise de Sentimentos, Turismo de rotas.



1. Introdução

A análise de sentimentos (AS) no turismo é ao mesmo tempo um método e uma técnica para extrair e interpretar as opiniões e emoções expressas pelos turistas em plataformas online, fornecendo *insights* sobre as expectativas e frustrações relacionadas a destinos turísticos (Freire et al., 2023). As mídias sociais são úteis não só para a comunicação, mas para encontrar informações sobre o que está acontecendo no momento e como um evento está se desenvolvendo. Nesse contexto, plataformas como Instagram, Google Reviews, Booking TripAdvisor tornaram-se repositórios cruciais de dados para compreender as percepções dos viajantes, influenciando escolhas e moldando a popularidade de destinos (Benetti et al., 2018; Viñán-Ludeña & Campos, 2022).

A capacidade de discernir o sentimento latente nessas avaliações proporciona às empresas de turismo e gestores adaptação estratégica para otimizar a experiência do visitante e promover o desenvolvimento sustentável do setor (Chang et al., 2018; Filho et al., 2025; Kansaon et al., 2018). Alves, Costa e Perinotto (2017) examinaram como o Instagram popularizou o turismo em Fortaleza, especificamente no shopping RioMar, por exemplo, quanto à sua popularidade junto aos turistas é inseparável do papel dos influenciadores das redes sociais. Já se sabe que o Instagram influencia as percepções de uma pessoa sobre os destinos turísticos (Borrajó-Millán et al., 2021). Para além do Instagram, o *Google Reviews* e o *TripAdvisor* também são frequentemente utilizados pelos viajantes como referências para obter informações mais detalhadas sobre o destino turístico, tais como avaliações de hotéis (Rita & Moro, 2022).

A hospitalidade e as avaliações online são tendência e guia para o turismo. Ao contrário dos comentários no Instagram, os comentários dos internautas deixados *Google Reviews* e no *TripAdvisor* são normalmente abertos e complementados por uma pontuação de avaliação numa escala de 1 a 5 estrelas. Os comentários sobre o turismo podem ser utilizados e analisados de muitas formas, uma das quais é a Análise de Sentimentos (Freire et al., 2023). Chang et al. (2020), afirma que a AS é um foco crescente de pesquisa nos campos da mineração de texto e da ciência da computação, tratando-se da opinião computacional, do sentimento e da subjetividade no texto.

A análise de sentimentos como método emprega tarefas de processamento de linguagem natural para determinar se um texto contém informações subjetivas e, em caso afirmativo, o tipo de informação subjetiva que expressa (Manosso & Ruiz, 2021). A contribuição de Manosso & Ruiz (2021) categorizou os artigos mais recentes e descreveu as últimas tendências de investigação em análise de sentimentos, delineando um vasto campo de estudo que busca converter grandes volumes de dados textuais em conhecimentos acionáveis.

Essa conversão permite a compreensão das percepções dos viajantes, manifestadas por meio do conteúdo gerado pelo usuário, identifica os fatores mais relevantes na experiência turística e as áreas que necessitam de melhoria (Özen, 2021; Pereira et al., 2021). Nesse sentido, o objetivo deste estudo é analisar os sentimentos a partir das *reviews* presentes no *TripAdvisor* e do *Google Reviews* baseados na experiência turística na Rota das



Emoções, destino turístico que percorre os estados do Piauí, Ceará e Maranhão, no nordeste do Brasil.

2. Análise de sentimentos na experiência turística

A experiência turística, fenômeno complexo e multidimensional, supera a simples utilização de serviços e infraestruturas, envolve percepções sensoriais, avaliações cognitivas e respostas emocionais resultantes da interação do turista com o destino (Enache, 2020). Nesse contexto, as emoções contribuem para a construção da experiência turística, e influenciam a satisfação, a imagem do destino, a intenção de retorno e o comportamento de recomendação (Baniya; Dogru-Dastan; Thapa, 2020).

A literatura contemporânea em turismo reconhece que as emoções vivenciadas durante a viagem são determinantes para a forma como o turista avalia, interpreta e recorda sua experiência. Essas emoções manifestam-se por meio de sentimentos como prazer, encantamento, bem-estar, frustração ou desapontamento, compondo a chamada dimensão afetiva da experiência turística (Enache, 2020). Tais sentimentos tendem a ser expressos espontaneamente pelos turistas em ambientes digitais, especialmente em redes sociais e plataformas de avaliação online, tornando-se fonte relevante para compreender a experiência turística sob a perspectiva do próprio visitante (Manosso; Ruiz, 2021).

As tecnologias digitais proporcionaram ao turismo um volume crescente de conteúdos gerados pelos usuários (*user-generated content*), como comentários, avaliações e relatos de experiências publicados em plataformas como *TripAdvisor*, *Google Reviews* e mídias sociais (Baniya; Dogru-Dastan; Thapa, 2020). São registros textuais que representam manifestações diretas das percepções e emoções dos turistas, e permitem acesso às dimensões subjetivas da experiência, dificilmente captadas por métodos tradicionais de pesquisa, como questionários estruturados ou entrevistas presenciais (Ruiz, 2021).

Nesse cenário, a análise de sentimentos emerge como uma abordagem de pesquisa sobre a experiência turística a partir das emoções expressas nos relatos online. Segundo Enache (2020), a análise de sentimentos consiste no uso de técnicas de processamento de linguagem natural capazes de identificar, classificar e interpretar emoções presentes em textos, geralmente categorizadas como positivas, negativas ou neutras. Essa abordagem possibilita transformar grandes volumes de dados textuais em informações analíticas, oferecendo uma compreensão mais aprofundada das percepções emocionais dos turistas (Manosso & Ruiz, 2021).

A aplicação da AS no turismo permite compreender como diferentes aspectos da experiência influenciam as emoções dos visitantes. Para Baniya, Dogru-Dastan e Thapa (2020), elementos como qualidade dos serviços, hospitalidade, ambiente físico, patrimônio cultural, gastronomia e organização do destino evocam sentimentos distintos, que, em conjunto, moldam a experiência global do turista. Ao analisarem avaliações de visitantes do sítio patrimonial de Angkor Wat, no Camboja, os autores evidenciam que experiências simbólicas e marcantes, como paisagens, vivências culturais e aspectos espirituais, tendem a gerar emoções positivas intensas, enquanto fatores como superlotação, custos elevados e



problemas operacionais despertam sentimentos negativos, o que afeta a avaliação geral da visita.

Essa perspectiva reforça que a experiência turística não é homogênea, mas composta por múltiplos momentos e interações, capazes de gerar respostas emocionais específicas (Enache, 2020). A associação entre análise de sentimentos e análise temática, conforme demonstrado por Baniya, Dogru-Dastan e Thapa (2020), permite identificar não apenas a polaridade emocional dos relatos, mas também quais aspectos do destino estão diretamente relacionados a determinadas emoções, aprofundando a compreensão da experiência turística.

De forma complementar, Manosso e Ruiz (2021), ao realizarem uma revisão sobre o uso da análise de sentimentos em pesquisas de turismo, apontam que essa abordagem tem contribuído significativamente para o avanço teórico da área. Segundo os autores, a análise de sentimentos amplia a compreensão da experiência turística ao incorporar o componente afetivo como variável central, indo além de medidas tradicionais de satisfação e possibilitando análises em larga escala baseadas em dados reais e espontâneos (Manosso & Ruiz, 2021).

Sob essa visão, a experiência turística se destaca pela imagem afetiva do destino, formada a partir das respostas emocionais e influenciada pelas experiências acumuladas durante a visita. Ao analisarem comentários de turistas sobre o Vale dos Vinhedos (RS), os autores identificam que sentimentos positivos relacionados à cultura local, à gastronomia, ao enoturismo e à hospitalidade fortalecem a imagem do destino, gerando vínculos afetivos e favorecendo comportamentos de recomendação (Freire et al., 2023).

Essa abordagem evidencia que as emoções não apenas refletem a experiência turística, mas também constroem simbolicamente o destino na mente do visitante, influenciando percepções futuras e decisões de consumo turístico. A imagem afetiva, portanto, resulta da interação entre expectativas, experiências vividas e emoções despertadas, constituindo um elemento estratégico para a gestão e o posicionamento de destinos turísticos (Baniya; Dogru-Dastan; Thapa, 2020; Freire et al., 2023).

Nawawi et al. (2024) propõem o uso da análise de sentimento baseada em aspectos (*Aspect-Based Sentiment Analysis – ABSA*), associada a técnicas de aprendizado de máquina, permitindo identificar sentimentos relacionados a aspectos específicos da experiência turística, como alimentação, acomodação, atendimento e infraestrutura. Essa abordagem reconhece que uma mesma experiência pode gerar emoções distintas em diferentes dimensões, oferecendo uma leitura mais detalhada e precisa das percepções dos turistas.

Ao integrar essas contribuições, observa-se que a análise de sentimentos se consolida como uma ponte entre teoria e prática no campo do turismo. Do ponto de vista teórico, fortalece a compreensão da experiência turística como um fenômeno emocional, dinâmico e subjetivo (Enache, 2020; Manosso e Ruiz, 2021). Do ponto de vista prático, fornece subsídios para a gestão de destinos e serviços, permitindo monitorar percepções, identificar pontos críticos e potencializar experiências positivas a partir das emoções expressas pelos próprios turistas (Baniya; Dogru-Dastan; Thapa, 2020; Nawawi et al., 2024).



Dessa forma, a literatura indica que estudar a experiência turística a partir das emoções expressas nos conteúdos gerados pelos usuários representa um avanço significativo para o campo do turismo. As emoções deixam de ser elementos intangíveis e passam a ser variáveis analisáveis, capazes de orientar estratégias de marketing, planejamento e gestão da experiência turística, contribuindo para o desenvolvimento de destinos mais sensíveis às percepções dos visitantes e mais alinhados à construção de experiências memoráveis e significativas (Enache, 2020; Freire et al., 2023).

3. Emoções/sentimentos e conteúdo gerado pelo usuário (CGU)

A internet se tornou uma das principais e maiores fontes de dados do mundo no que concerne à coletar avaliações sobre produtos e serviços, principalmente em sites de comércio eletrônico (POLAT & Ağca, 2022). Uma análise criteriosa das avaliações feitas pelos usuários é essencial para distinguir os diferentes aspectos nela abordados pois a análise de sentimentos beneficia tanto os consumidores quanto às empresas, ao contribuir para experiências mais relevantes para ambos (Manosso & Ruiz, 2021; Matarat, 2024).

Para Thomas et al. (2016) a utilização das mídias sociais por usuários e organizações gerou um volume de dados tamanho que, quando processados e convertidos em informações e conhecimento para determinados atores sociais, como as organizações, transformou a dependência de conteúdo gerado pelos usuários em condição competitiva. Além disso, Yu et al. (2023) afirmam que se torna impossível realizar esse processamento apenas por meio da organização manual de grande volume de avaliações online, sendo indispensável o uso da mineração de dados com o auxílio de processamento computacional para embasar decisões de forma mais científica. Thomaz et al. (2016) complementam que mesmo sendo um processo complexo, a aplicação de diferentes técnicas de análise aos comentários dos consumidores possibilita a identificação de informações relevantes.

Nesse sentido, avaliações e comentários dos usuários são ferramentas eficazes para analisar os benefícios dos produtos e serviços, compreender o comportamento de compra dos clientes antes da aquisição e auxiliar as empresas na formulação de estratégias de marketing (POLAT & Ağca, 2022). Isso acontece porque alguns serviços podem elaborar novas estratégias de gestão e marketing ao analisar as atitudes e percepções dos consumidores por meio da análise de sentimentos (İnan, 2023).

Em relação a esses conteúdos gerados pelos usuários, Zhao et al. (2024) afirmam que a análise de sentimentos possibilita identificar se o conteúdo é positivo, negativo ou neutro. Contudo, há divergências na literatura quanto à inclusão do sentimento neutro nesse tipo de análise. Enquanto Puh e Babac (2022) argumentam que a consideração de sentimentos neutros pode gerar informações relevantes, Yu et al. (2023) sustentam que a análise restrita aos sentimentos positivos e negativos aprimora a classificação dos textos e evita o desperdício de tempo.

Diante do exposto, observa-se que a análise de sentimentos leva em consideração as percepções dos consumidores a partir dos conteúdos gerados pelos usuários em ambientes digitais. E embora haja na literatura divergências quanto à inclusão do sentimento neutro nesse tipo de análise, essas diferenças refletem escolhas metodológicas e objetivos específicos de cada investigação. Nesse contexto, o presente estudo adota a classificação de



sentimentos positivos, negativos e neutros, considerando que a inclusão do sentimento neutro permite uma análise mais abrangente das avaliações dos usuários.

4. Método

O método de investigação utilizado neste estudo se vale do recurso de *data mining*, aqui investigadores intervêm nos dados. O contributo deste combina técnicas já utilizadas por Iqbal et al. (2015) e ajusta os meios de comunicação ao tema da investigação (turismo), convergindo nos meios de comunicação social utilizados, o *TripAdvisor* e o *Google Reviews*. A extração de texto foi realizada por meio da técnica de *Web Scraping* (raspagem de dados), utilizada para obter informações, categorizar e agrupar texto, realizar análises de sentimentos e resumir documentos a partir dos resultados dos dados. Neste estudo, as plataformas utilizadas para a extração de texto foram exclusivamente o *TripAdvisor* e o *Google Reviews*.

4.1 Procedimentos de extração e medidas exploratórias

Foram extraídos os dados relativos aos *reviews* e *rankings* de turistas sobre os atrativos frequentados na Rota das Emoções, percurso que abrange os estados do Piauí, Ceará e Maranhão, no nordeste do Brasil. O estudo considerou que a divisão das infraestruturas turísticas consiste em infraestruturas locais, alojamento, informação, cultura, gastronomia, transportes, recreação, desporto e comércio. E para a comparação utilizou a acurácia e os *outputs* fornecidos pelo algoritmo de Regressão Logística Multinomial. Para todo o processo de mineração, raspagem, geração de gráficos e análise dos dados foi utilizada a plataforma Apify, de onde se extraiu uma base de dados com informações como o rating, classificado no intervalo em 1 e 5, e, as *reviews*, variável de texto a qual foi aplicada a técnica de processamento de linguagem natural (NLP) a qual é apresentada a distribuição na Figura 1.

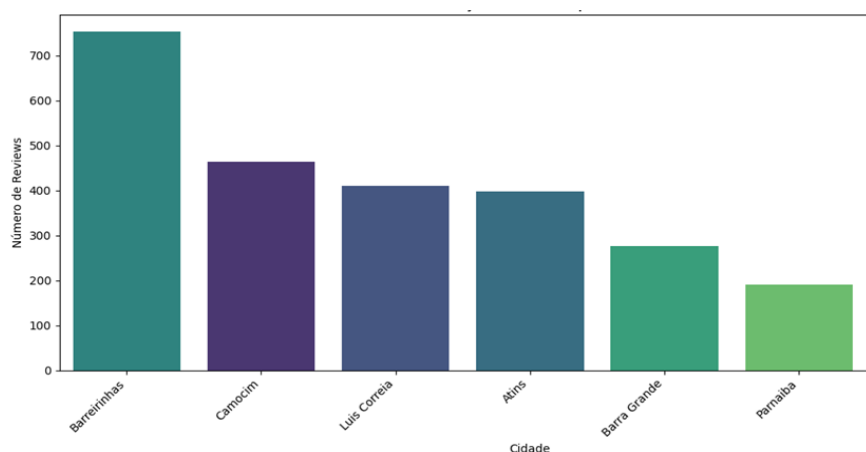


Figura 1. Distribuição das reviews por localidade avaliada.

Fonte: Dados da pesquisa.

Foi explorada aqui a associação entre a classificação e o sentimento a partir dos dados. Inicialmente foi realizada uma análise numérica e, em seguida, para visualizar essa relação analisamos avaliações que eram realmente negativas, que foram previstas como positiva ou neutras, em que se evidencia, em uma etapa exploratória da análise, as informações



apresentadas na Figura 2, já trazendo a distribuição dos sentimentos classificados conforme a categorização proposta na Tabela 1, a seguir.

Tabela 1. Classificação média por sentimento.

Pólo	Escore relativo no <i>rating</i>	Média do escore	Descritivo
Negativo	> 2	1,57	Como esperado, classificação baixa para sentimento negativo
Neutro	= 3	3,00	Classificação neutra de médio alcance
Positivo	> 3	4,74	Classificação alta para sentimento positivo

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

Os dados apresentados na Tabela 1 confirmam uma forte correlação em que classificações mais baixas correspondem a sentimento negativo e classificações mais altas a sentimento positivo, reforçados na Tabela 2, que apresenta a distribuição dos sentimentos.

Tabela 2. Distribuição do sentimento para cada classificação.

sentimento	negativo	neutro	positivo	All
<i>rating</i>				
1.0	44	0	0	44
2.0	58	0	0	58
3.0	0	218	0	218
4.0	0	0	567	567
5.0	0	0	1602	1602
All	102	218	2169	2489

Fonte: Dados da pesquisa.

A divisão apresentada na Tabela 2 mostra uma relação clara e linear em que as classificações de 1 e 2 estrelas são exclusivamente negativas, as classificações de 3 estrelas são exclusivamente neutras e as classificações de 4 e 5 estrelas são exclusivamente positivas. Isso sugere que os rótulos de sentimento em seu conjunto de dados são derivados diretamente ou fortemente correlacionados com as classificações numéricas, simplificando a tarefa de classificação com base no sentimento, dada a classificação. Assim, o gráfico de barras, Figura 2, das classificações por sentimento confirma visualmente a análise numérica, mostrando barras distintas e não sobrepostas para as classificações associadas a cada sentimento: classificações baixas para “negativo”, médias para “neutro” e altas para “positivo”.

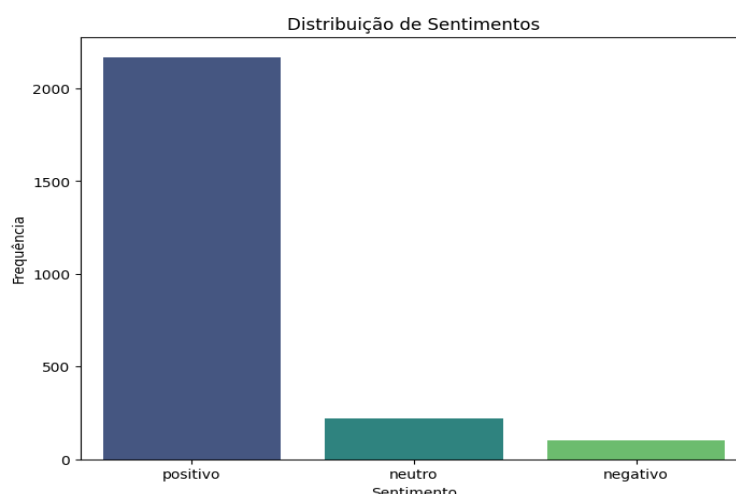


Figura 2. Distribuição de sentimentos na amostra coletada.
Fonte: Dados da pesquisa.

A Figura 2, ao apresentar a contagem de sentimentos para cada classificação, fornece uma separação explícita dos sentimentos evidenciados pelos seus respectivos *ratings* e torna simples a tarefa de classificação, quando disponíveis. Essas análises e visualizações fornecem uma visão clara sobre a relação entre classificações numéricas e sentimentos categóricos em seu conjunto de dados de resenhas também apresentados visualmente na Figura 3.

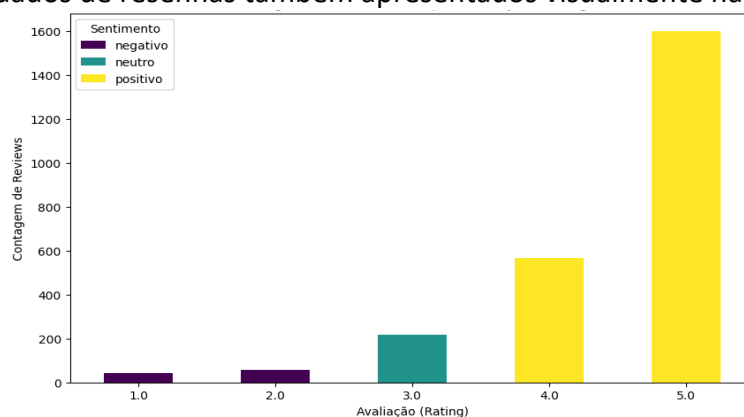


Figura 3. Distribuição da contagem de sentimentos por escore do rating.
Fonte: Dados da pesquisa.

Ainda quanto aos procedimentos exploratórios dos dados, a Tabela 3 traz a distribuição da média dos escores de avaliações (*ratings*) por estado pertencente à Rota das Emoções.

Tabela 3. Distribuição do sentimento para cada rating por estado pertencente à rota das emoções.

Estado	Sentimento		
	negativo	neutro	positivo
CE	1.483871	3.0	4.678947
MA	1.568182	3.0	4.809011
PI	1.666667	3.0	4.674479

Fonte: Dados da pesquisa.

4.2 Preparação e análise dos dados

O processo de preparação dos dados para a análise de sentimentos gerou um vetor de 10.824 dimensões, em que foram selecionadas as palavras que mais aparecem no *corpus* textual. Foram vetorizados os dados tanto de teste quanto de treino, para que não acontecesse de palavras que estão em uma não estejam em outra classificação. Nessa fase obtivemos uma acurácia de 85%, ou seja, uma previsão de 85% de acerto nas previsões. O objetivo seguinte foi trazer para o mais perto possível as palavras com maior relevância semântica, e em seguida foram retiradas as acentuações e realizada a transformação das palavras para minúscula, ainda assim a acurácia manteve-se em 85,04%.

Na aplicação do procedimento de geração da matriz TF-IDF, os dados foram uma segunda vez separados em dados de treino e de teste, para a execução da regressão logística, quando calculamos o resultado (a acurácia). Como retorno, foi obtida uma acurácia de 0.8555, ou seja, 85,55%. Ao aplicar o Ngrams definimos que o vetor contivesse palavras isoladas e palavras em bigramas. Dessa vez, o resultado da acurácia subiu modestamente para 0.8587 (85,87%), resultados relativamente próximos, e um timidamente melhores.

O procedimento de stemmização foi realizado na busca pela melhoria da acurácia do modelo. No gráfico de Pareto apresentado na Figura 4, gerada antes da stemmização, o termo "praia" se tornou a palavra mais evidente com frequência aproximada à palavra "passeio". É possível observar os resultados e refletir sobre como refiná-los. Para esse procedimento foi escolhido o stemmetizador com base na língua portuguesa, ainda assim a acurácia manteve-se em 85%, e os termos mais frequentes permaneceram convergentes com os resultados anteriores.

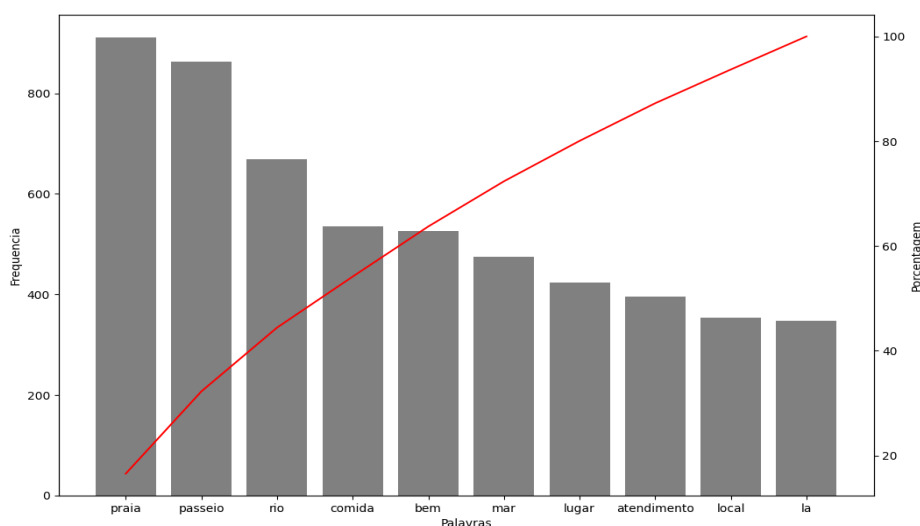


Figura 4. Gráfico de Pareto antes do processo de stemmização.

Fonte: Dados da pesquisa.

Neste estudo, três nuvens de palavras foram geradas a partir das *reviews* coletadas (Figura 5), classificadas algoritmicamente em sentimentos positivos (n=2.169; 87,14%), neutros (n=218; 8,76%) e negativos (n=102; 4,10%). A expressiva predominância de avaliações positivas corrobora os achados de Vetitnev, Chigarev e Enushevskaya (2020), que



identificaram padrão similar em destinos turísticos consolidados, sugerindo que visitantes satisfeitos tendem a compartilhar suas experiências com maior frequência. A análise examina os campos semânticos presentes em cada categoria de sentimento, relacionando-os com a literatura especializada sobre imagem de destino, satisfação turística e boca a boca eletrônico (e-WOM).



Figura 5. Nuvens de palavras após o procedimento de stemmingização.

Fonte: Dados da pesquisa.

A centralidade dos termos **preço**, **pagar** e **cobrar** (Sentimentos negativos) indica que a principal fonte de insatisfação reside na relação custo-benefício percebida pelos visitantes. Este achado alinha-se com os resultados de Chang et al. (2018), que identificaram o preço como fator determinante para a não revisitação em destinos turísticos. Os termos **serviço**, **atender**, **sujo** e **bar/barraca** compõem um segundo eixo temático relacionado à infraestrutura turística. A palavra **sujo** apresenta relevância particular, indicando problemas de higiene e manutenção em estabelecimentos comerciais. Conforme argumentam Borrajo-Millán et al. (2021), a análise de sentimentos permite identificar áreas de desenvolvimento prioritário para a sustentabilidade do destino, sendo a qualidade sanitária um dos pilares da experiência turística.

Quanto ao sentimento neutro, o uso do verbo na primeira pessoa (**passei**, **achei**, **gostei**) evidencia narrativas de experiência pessoal sem julgamentos extremos. A palavra **regular** destaca-se como marcador de neutralidade, indicando experiências que não foram nem excepcionais nem decepcionantes. Segundo Jiang et al. (2021), avaliações neutras frequentemente representam expectativas atendidas sem superação, configurando zona de indiferença que não gera lealdade ao destino. Localidades como **Parnaíba** e **Carrancas**, juntamente com elementos como **ponte**, **barco** e **quadriciclo**, descrevem a infraestrutura e modalidades de passeio da região. A presença equilibrada de adjetivos positivos (**bom**, **bonita**, **tranquilo**) e negativos (**caro**, **fila**, **ruim**, este último em tamanho reduzido) corrobora o caráter ambivalente das experiências neutras.

Quanto a nuvem de palavras referente aos sentimentos positivos, os termos **praia**, **lagoa**, **dunas**, **rio**, **mar**, **água** e **natureza** compõem o núcleo da experiência positiva, confirmando que os atrativos naturais da Rota das Emoções constituem seu principal diferencial competitivo. A menção específica ao **Rio Preguiças** e às localidades de **Caburé**, **Mandacaru** e **Parnaíba** indica que estes destinos concentram experiências memoráveis.

Conforme Kourtit et al. (2025), a proximidade a amenidades naturais exerce influência substancial na satisfação do visitante. A presença proeminente do termo **vale** (associada contextualmente a "**vale a pena**") e **melhor** indica propensão à recomendação, elemento central do e-WOM positivo. Segundo Borrajo-Millán et al. (2021), sentimentos positivos expressos em avaliações online desempenham papel determinante na difusão da imagem do destino e na construção de sua sustentabilidade turística. Termos como **família**, **experiência**, **conhecer** e **lindo** sugerem experiências memoráveis compartilhadas em contexto familiar. Garner et al. (2021) argumentam que experiências memoráveis no contexto de viagem moldam significativamente a felicidade do consumidor, sendo a dimensão afetiva um preditor de lealdade ao destino.

4.3 Desempenho do modelo

Para visualizar os valores reais *versus* os valores previstos especificamente para os sentimentos "negativo" e "neutro", foram extraídas as classes da matriz de confusão e as exibidas como um mapa de calor, Figura 6. Isso ajudou a visualizar com que frequência o modelo identifica corretamente esses sentimentos e como eles são classificados incorretamente. Optamos por trazer as classificações de negativo e neutro devido ao alto número de classificações incorretas trazidas pelo algoritmo. O mapa de calor, ao visualizar os valores reais versus os valores previstos para os sentimentos "negativo" e "neutro" mostra claramente que das 102 avaliações negativas reais, apenas 7 foram classificadas corretamente como "negativas". Um número significativo de 79 foi classificado incorretamente como "positivo" e 16 como "neutro". Isso destaca a grande dificuldade do modelo em identificar corretamente o sentimento negativo.

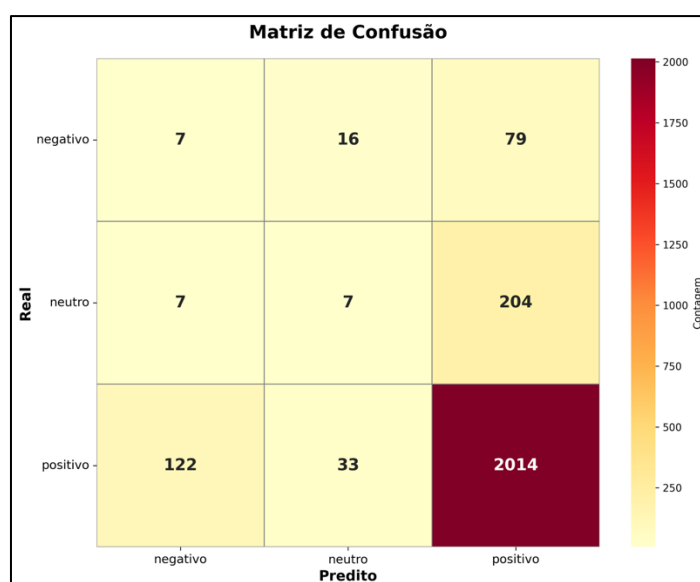


Figura 6. Mapa de calor para matriz de confusão.

Fonte: Dados da pesquisa.

Para verdadeiro neutro, das 218 avaliações neutras reais, apenas 7 foram classificadas corretamente como "neutras". Uma grande parte, 204, foi classificada incorretamente como "positivo" e 7 como "negativo". Isso indica que o modelo também tem dificuldade com



sentimentos neutros, frequentemente classificando-os como “positivo” por padrão. Essa visualização confirma o problema do desequilíbrio de classes e o viés do modelo em relação à previsão de sentimentos positivos, especialmente para avaliações negativas e neutras.

O desempenho assimétrico constitui a característica mais marcante dos resultados obtidos, Tabela 4. Enquanto a classe positiva apresenta F1-score de 0,90 (*precision* = 0,88; *recall* = 0,93), as classes negativa e neutra exibem valores críticos de 0,06 e 0,05, respectivamente. Kirilenko et al. (2018) alertam que métricas de desempenho comumente utilizadas podem mascarar deficiências significativas dos classificadores automáticos, especialmente quando comparados a avaliações humanas, e recomendam cautela na interpretação acrítica de índices de acurácia. Esta observação aplica-se diretamente ao presente estudo, onde a acurácia elevada obscurece o fraco desempenho nas classes minoritárias.

Tabela 4. Medidas de validação do modelo

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
Negativo	0.05	0.07	0.06	102
Neutro	0.12	0.03	0.05	218
Positivo	0.88	0.93	0.90	2169
<i>Accuracy</i>			0.81	2489
<i>Macro AVG</i>	0.35	0.34	0.34	2489
<i>Weighted AVG</i>	0.78	0.81	0.79	2489

Fonte: Dados da pesquisa.

A distribuição desbalanceada das classes, 87,14% positivos, 8,76% neutros e 4,10% negativos, constitui fator determinante para os resultados assimétricos. Alaei et al. (2019) destacam que a análise eficiente de grandes volumes de dados textuais permanece um desafio metodológico central na pesquisa em turismo, particularmente quando os *datasets* apresentam distribuições desproporcionais. Tan et al. (2023) reforçam que os desafios impostos por *datasets* desbalanceados representam limitações críticas que comprometem a capacidade preditiva dos modelos de análise de sentimentos, demandando abordagens específicas de tratamento.

A discrepância entre *macro average* (0,34) e *weighted average* (0,79) evidencia o viés do modelo em favorecer a classe majoritária. Chang et al. (2020) argumentam que a avaliação de modelos de classificação deve considerar múltiplas métricas além da acurácia, incluindo curvas ROC e *precision-recall*, para obter compreensão robusta do desempenho real. No contexto turístico, esta limitação assume relevância prática, pois os sentimentos negativos e neutros, embora menos frequentes, carregam informações valiosas para gestores de destinos (Vetitnev et al., 2020).

A predominância de avaliações positivas observada (87%) corrobora padrões identificados em outros estudos turísticos. Fu e Zhou (2024) identificaram manifestação majoritária de emoções positivas em análise de reviews de parques nacionais, enquanto Jiang et al. (2021) constataram imagem otimista em 72.284 avaliações de Hong Kong. Contudo, esta tendência natural de predomínio positivo em avaliações turísticas amplifica os desafios metodológicos de classificação balanceada.



As implicações metodológicas apontam para necessidade de implementação de técnicas de balanceamento de classes, como *oversampling* de classes minoritárias, *undersampling* da classe majoritária ou técnicas sintéticas como SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*). Alternativamente, Chang et al. (2018) sugerem aplicação de múltiplos algoritmos de classificação (SVM, redes neurais, árvores de decisão) com métodos de seleção de características, abordagem que poderia melhorar o desempenho nas classes subrepresentadas. Kirilenko et al. (2018) enfatizam que *datasets* mais ruidosos e difíceis de classificar apresentam desempenho inferior, recomendando validação humana complementar. Conclui-se que, apesar da acurácia satisfatória, o modelo apresenta limitações para aplicação prática que exigem tais refinamentos metodológicos para assegurar capacidade preditiva equilibrada em todas as classes de sentimento.

5. Resultados e discussão

A análise das avaliações online da Rota das Emoções revelou um padrão pronunciado de satisfação turística, caracterizado por forte concentração em sentimentos positivos (87,14%), elevado *rating* médio (4,46/5,0) e baixa incidência de manifestações negativas (4,10%). Esta seção discute criticamente esses achados à luz da literatura científica consolidada sobre análise de sentimentos em turismo, contextualizando padrões observados, interpretando significados teóricos e práticos e identificando implicações para a gestão de destinos turísticos e pesquisas futuras.

5.1 Implicações teóricas do viés positivo

O percentual de 87,14% de sentimentos positivos identificados nas avaliações da Rota das Emoções, ainda que expressivo, não constitui anomalia metodológica, mas confirma um padrão já existente no conteúdo gerado por usuários em plataformas de *reviews*: o viés positivo (*positivity bias*), impulsionado pelo fato de que consumidores satisfeitos tendem a compartilhar suas experiências positivas, enquanto os negativos são menos propensos a deixar avaliações, ou são motivados a fazê-lo apenas em casos extremos de insatisfação (Benetti et al., 2018).

A alta frequência de avaliações positivas e baixa representação de experiências medianas não implica, contudo, em ausência de *feedback* crítico, sendo que a mineração de dados e a análise de sentimentos ainda revelam pontos a serem aprimorados na infraestrutura, localização e qualidade do serviço hoteleiro (Araya-Pizarro & Verelst, 2024). Há estudos que comprovam que a Regressão Logística é uma abordagem eficaz para categorizar avaliações hoteleiras em sentimentos positivos ou negativos, alcançando precisão robusta (Matarat, 2024; Tuna et al., 2021). De fato, em comparações entre algoritmos de aprendizado de máquina para análise de sentimentos em avaliações de hotéis, a regressão logística demonstrou alta performance e confiabilidade, especialmente para a identificação de sentimentos positivos (İnan, 2023; Pecòre, 2019).

A comparação quantitativa com estudos similares oferece contexto interpretativo adicional. Jiang et al. (2021), ao analisarem 72.284 avaliações de Hong Kong por turistas chineses, identificaram aproximadamente 70% de sentimentos positivos. Vetitnev, Chigarev e Enushevskaya (2020) documentaram cerca de 65% de positividade em 33.475 avaliações de Sochi, Rússia. Borrajo-Millán et al. (2021), examinando destinos espanhóis, reportaram



aproximadamente 75% de manifestações positivas. O percentual de 87,14% observado na Rota das Emoções supera esses *benchmarks* internacionais, sugerindo que este destino não apenas beneficia-se do viés estrutural das plataformas, mas efetivamente proporciona experiências que excedem expectativas de visitantes. Este resultado reforça a necessidade de investigações aprofundadas sobre os fatores específicos que contribuem para este elevado índice de satisfação na Rota das Emoções, bem como a sua resiliência face a potenciais eventos adversos.

Três interpretações teóricas, não mutuamente excludentes, podem explicar esta superioridade quantitativa. Primeiro, a natureza do destino, centrado em ecoturismo, paisagens naturais (Delta do rio Parnaíba no Piauí, Lençóis Maranhenses no Maranhão e Jericoacoara no Ceará) e experiências de aventura, o que gera satisfação intrinsecamente superior. Fu e Zhou (2024) documentaram que destinos naturais e parques nacionais tendem a apresentar percentuais positivos mais elevados, fenômeno atribuído à capacidade de ambientes naturais preservados evocarem emoções positivas intensas e experiências memoráveis. Garner et al. (2021) corroboram essa perspectiva ao demonstrarem que felicidade do consumidor em contextos turísticos está fortemente associada a experiências em ambientes naturais e autênticos.

Segundo, a estrutura de consumo turístico na Rota das Emoções tende a favorecer experiências mais personalizadas e de maior valor agregado, o que contribui para níveis de satisfação superiores. Turistas que escolhem destinos remotos, diversificados e com perfil de ecoturismo e aventura possuem expectativas previamente alinhadas com as características da oferta. Esta congruência entre perfil do visitante e atributos do destino reduz a probabilidade de desapontamento, elevando satisfação percebida. Lin, Zhang e Lee (2025) exploram conceito relacionado ao investigarem percepções de turismo de proximidade, demonstrando que congruência entre expectativas e características do destino constitui preditor robusto de satisfação. Adicionalmente, a satisfação turística está ligada à capacidade do destino de evocar emoções prazerosas e experiências de consumo hedônicas, que resultam em uma forte ligação emocional com o local (Filho & Añez, 2021).

Terceiro, o momento de avaliação influencia a valência emocional manifestada. Avaliações são tipicamente elaboradas após retorno do viajante, período durante o qual memórias passam por processo de edição cognitiva descrito pela *Peak-End Rule* (Kahneman, 2011). Segundo esse princípio, indivíduos recordam experiências com base em momentos de pico emocional (positivos ou negativos) e impressões finais, não na média aritmética de todos os momentos. Experiências turísticas na Rota das Emoções, caracterizadas por paisagens espetaculares e momentos de alta intensidade emocional, beneficiam-se desse viés mnêmico, resultando em avaliações retrospectivas tendencialmente positivas. A satisfação do cliente, neste contexto, não é estática, mas dinâmica e influenciada por múltiplos fatores, incluindo a intensidade das emoções positivas vividas e o apego psicológico ao local, reforçando a intenção de revisitar ou recomendar o destino (Ribeiro et al., 2024; Tavares e Losso, 2023).



5.2 O Padrão J-Shape e a Polarização das Avaliações

A distribuição de *ratings* por número de estrelas na Rota das Emoções manifesta claramente o padrão *J-shape* documentado na literatura sobre avaliações online: concentração extrema em avaliações máximas (64,36% de 5 estrelas), presença substancial de avaliações 4 estrelas (22,78%), vale pronunciado em avaliações neutras (8,76% de 3 estrelas) e pequena elevação em avaliações mínimas (1,77% de 1 estrela e 2,33% de 2 estrelas). Este padrão, graficamente assemelhando-se à letra "J", constitui fenômeno ubíquo em plataformas de *reviews* e tem sido objeto de extensa investigação acadêmica (Heinrich, Schiller & Weinfurter, 2025; Hampton, Matthews & Coy, 2025). A prevalência desse padrão é atribuída a diversos vieses cognitivos e comportamentais, como a tendência de os consumidores expressarem *feedback* apenas quando as experiências são excepcionalmente positivas ou extremamente negativas, marginalizando as avaliações de teor neutro ou moderado.

Hu, Pavlou e Zhang (2009), em trabalho seminal sobre distribuição de avaliações de produtos, foram pioneiros na caracterização sistemática do *J-shape*, argumentando que este padrão reflete processos psicológicos e sociais complexos que transcendem simples agregação de satisfação do consumidor. Três mecanismos explicativos foram propostos: (1) autosseleção na compra/visita, onde consumidores realizam escolhas informadas com base em informações prévias, reduzindo probabilidade de experiências extremamente negativas; (2) autosseleção na avaliação, onde indivíduos com experiências medianas são menos propensos a investir esforço cognitivo na elaboração de *reviews*; e (3) viés de confirmação, onde expectativas positivas prévias modulam percepções e interpretações de experiências ambíguas.

A aplicação desses mecanismos ao contexto da Rota das Emoções é elucidativa. A autosseleção na visita manifesta-se por meio do perfil de turistas que escolhem este destino: indivíduos predispostos ao ecoturismo, aventura e experiências em ambientes naturais. Esta pré-seleção reduz a probabilidade de incompatibilidade entre expectativas e realidade, contribuindo para avaliações positivas. Chang et al. (2018), ao investigarem fatores que levam turistas a não revisitarem destinos, identificaram que incompatibilidade entre perfil do visitante e características do destino constitui preditor robusto de insatisfação. A Rota das Emoções, ao atrair público alinhado com suas características, mitiga esse risco. Adicionalmente, a autosseleção na avaliação se manifesta na tendência dos turistas, após uma experiência memorável e emocionalmente carregada, de se engajarem na escrita de avaliações positivas, enquanto aqueles com experiências neutras ou ligeiramente insatisfatórias são menos propensos a dedicar tempo para expressar suas opiniões (Hu et al., 2009).

A comparação com estudos sobre destinos naturais similares valida este padrão. Fu e Zhou (2024), ao examinarem avaliações online do Parque Nacional Wuyishan na China, documentaram distribuição similar com concentração em avaliações máximas e vale em avaliações médias. Os autores interpretam esse padrão como evidência de que destinos naturais bem preservados, com gestão adequada e comunicação eficaz de expectativas, conseguem consistentemente proporcionar experiências que ressoam emocionalmente com



visitantes. Chang et al. (2020), analisando hotéis de luxo, observaram que estabelecimentos que consistentemente superam expectativas apresentam distribuições ainda mais acentuadamente concentradas em avaliações máximas, fenômeno denominado "*excellence trap*", paradoxalmente, estabelecimentos de alta qualidade elevam expectativas futuras, exigindo manutenção contínua de padrões elevados.

A análise textual dessas avaliações, não conduzida neste estudo devido à metodologia de classificação baseada em regras, poderia revelar se essas avaliações expressam satisfação elevada com críticas pontuais ou satisfação moderada generalizada. A alta frequência de avaliações 4 estrelas indica muitas experiências satisfatórias, reforçando a percepção geral de excelência pelos visitantes. Essa nuance é crucial para a gestão de destinos, pois uma avaliação de quatro estrelas, embora não seja a pontuação máxima, ainda denota uma experiência significativamente positiva, diferentemente de uma avaliação de três estrelas que pode ser interpretada de forma mais ambígua, por vezes até como negativa (Das e Singh., 2023).

Conclusões

A contextualização dos achados mediante comparação sistemática com estudos similares em outros destinos turísticos permite avaliar o posicionamento competitivo da Rota das Emoções e identificar padrões generalizáveis *versus* características peculiares. A superioridade quantitativa das avaliações positivas da Rota das Emoções em comparação com destinos internacionais consolidados (Hong Kong, Sochi, Londres) sugere que este destino brasileiro alcança excelência competitiva no segmento de ecoturismo e turismo de natureza.

Três hipóteses explicativas merecem consideração. Primeiro, destinos emergentes ou em estágio intermediário de desenvolvimento podem beneficiar-se de "efeito novidade", onde visitantes comparam experiências não com destinos similares, mas com expectativas modestas, resultando em superação sistemática de expectativas. Segundo, destinos naturais com baixa intervenção antrópica e preservação ambiental efetiva podem proporcionar experiências de autenticidade cada vez mais valorizadas por turistas contemporâneos, contrastando com destinos urbanos ou altamente comercializados. Terceiro, a curadoria implícita exercida por visitantes que escolhem destinos remotos e logisticamente desafiadores resulta em público altamente alinhado com características da oferta, reduzindo probabilidade de insatisfação.

Os achados deste estudo oferecem múltiplas implicações estratégicas e operacionais para gestores públicos, privados e comunitários envolvidos na governança da Rota das Emoções. A Rota das Emoções, ao documentar níveis excepcionais de satisfação, possui base empírica para campanhas de marketing fundamentadas em dados para evidenciar credibilidade quando ancorados em métricas verificáveis. Esta abordagem de marketing orientado por evidências potencializa eficácia comunicacional e diferenciação competitiva.

A identificação de áreas de desenvolvimento mediante análise sistemática de sentimentos permite intervenções direcionadas que melhoram experiência do turista e, simultaneamente, promovem práticas sustentáveis. Para a Rota das Emoções, a baixa incidência de avaliações negativas não deve induzir complacência, mas sim motivar análise qualitativa aprofundada dessas avaliações críticas. A categorização sistemática de problemas mencionados, infraestrutura, acessibilidade, serviços, expectativas desalinhadas, questões



ambientais, permitiria priorização de investimentos com base em evidências, maximizando retorno sobre intervenções.

A Rota das Emoções, ao manter níveis altos de satisfação, demonstra que esses elementos são geridos adequadamente. Contudo, a sustentação dessa performance requer monitoramento contínuo e proativo. Sistemas de vigilância de sentimentos em tempo real, operacionalizados por meio de *web scraping* automatizado e *pipelines* de análise de sentimentos, permitiriam identificação precoce de deteriorações de qualidade, problemas emergentes ou eventos críticos antes que comprometam reputação consolidada.

A concentração em avaliações máximas (5 estrelas) indica que a Rota das Emoções não apenas satisfaz, mas consistentemente supera expectativas. A identificação sistemática desses momentos, mediante *topic modeling* e análise textual qualitativa, permitiria aos gestores proteger e potencializar elementos geradores de excepcionalidade. Se análises revelassem, por exemplo, que nascer do sol nas dunas dos Lençóis Maranhenses ou passeios de lancha no Delta do Parnaíba constituem momentos consistentemente descritos como emocionalmente marcantes, estratégias de gestão deveriam priorizar preservação e aprimoramento dessas experiências.

Para a Rota das Emoções, a análise de sentimentos, quando expandida para incluir processamento textual completo, poderia revelar dimensões específicas da experiência turística que contribuem desproporcionalmente para satisfação: hospitalidade de residentes, autenticidade de experiências culturais, qualidade de guias turísticos, condições de vias de acesso, ou disponibilidade de informações. Esta granularidade analítica permitiria alocação otimizada de recursos escassos, concentrando investimentos em dimensões com maior impacto marginal sobre satisfação.

A gestão das avaliações neutras representa oportunidade estratégica de conversão. Nesse contexto, os turistas vivenciaram experiências adequadas, mas não memoráveis, encontram-se em zona de vulnerabilidade onde pequenas melhorias podem catalisar satisfação elevada, ou pequenas deteriorações podem precipitar insatisfação. A análise textual das avaliações neutras da Rota das Emoções poderia revelar padrões acionáveis: se críticas concentram-se em aspectos operacionais (sinalização inadequada, informações insuficientes, dificuldades logísticas), intervenções relativamente simples poderiam transformar experiências medianas em excepcionais.

A análise avaliações online da Rota das Emoções revelou um destino turístico de excelência documentada, caracterizado por níveis altos de satisfação (87,14% de sentimentos positivos), superação consistente de expectativas (64,36% de avaliações máximas) e baixa incidência de insatisfação (4,10% de manifestações negativas). Esses achados, contextualizados mediante comparação sistemática com literatura científica consolidada sobre análise de sentimentos em turismo, posicionam a Rota das Emoções entre os destinos mais bem avaliados documentados em pesquisas acadêmicas, superando benchmarks internacionais estabelecidos por destinos consolidados como Hong Kong, Sochi e destinos espanhóis.

As limitações metodológicas identificadas, particularmente a classificação de sentimentos baseada em regras fixas ao invés de análise semântica textual, circunscrevem



profundidade analítica e recomendam fortemente expansão metodológica em pesquisas futuras. A implementação de *pipeline* completo de processamento de linguagem natural, incluindo Regressão Logística Multinomial aplicada a conteúdos textuais, revelaria nuances atualmente invisíveis, identificaria aspectos específicos que contribuem para satisfação ou insatisfação, e permitiria validação ou refutação da consistência perfeita entre rating e sentimento observada sob metodologia atual.

Para gestores e *stakeholders* da Rota das Emoções, os achados oferecem simultaneamente validação de excelência atual e *roadmap* para melhoria contínua. A reputação documentada constitui ativo intangível valioso para marketing e posicionamento competitivo. Simultaneamente, a análise qualitativa aprofundada das avaliações negativas e neutras representa oportunidade estratégica de identificação de problemas pontuais e implementação de melhorias incrementais que potencializariam ainda mais satisfação já elevada.

A construção do "turista fã", requer transcender satisfação meramente transacional para cultivar vínculos emocionais profundos baseados em identificação, memórias afetivas e experiências transformadoras. Os dados sugerem que a Rota das Emoções possui fundamentos sólidos para essa construção, níveis excepcionais de satisfação constituem condição necessária para lealdade e advocacia. Contudo, pesquisas futuras empregando metodologias qualitativas complementares, entrevistas em profundidade, etnografia digital, análise de narrativas, poderiam desvendar mecanismos específicos através dos quais experiências na Rota das Emoções catalisam transformação de visitantes ocasionais em defensores apaixonados, contribuindo para construção teórica desse conceito emergente no campo do turismo.

Referências

- Alaei, A., Becken, S., & Stantić, B. (2019). Sentiment analysis in tourism: Capitalizing on big data. *Journal of Travel Research*, 58(2), 175–191.
- Alves, F. G., Costa, H. S., & Perinotto, A. R. C. (2017). Instagram como ferramenta para fidelização de clientes: Fotografia, Redes Sociais e Turismo. *Marketing & Tourism Review*, 2(2), 1-21.
- Araya-Pizarro, S., & Verelst, N. (2024). Beyond the Reviews: Unveiling the Hotel Experience Through Text Mining. *Revista Interamericana de Ambiente y Turismo*, 20(2), 126. <https://doi.org/10.4067/s0718-235x2024000200126>
- Baniya, R., Dogru-Dastan, H., & Thapa, B. (2020). Visitors' experience at Angkor Wat, Cambodia: evidence from sentiment and topic analysis. *Journal of Heritage Tourism*, 16(6), 632. <https://doi.org/10.1080/1743873x.2020.1833892>
- Benetti, A. C., Ozelame, Â. M. C. C., Pereira, L. A., & Tricárico, L. T. (2018). Turismo de Experiência em Áreas Patrimoniais: Uma Análise das Emoções a Partir dos Comentários do TripAdvisor sobre a Estrada Parque Transpantaneira-MT-Brasil. *PASOS Revista de Turismo y Patrimonio Cultural*, 18(3), 565. <https://doi.org/10.25145/j.pasos.2018.16.042>



- Borrajio-Millán, F., Alonso-Almeida, M.-M., Cortés, M. E., & Liu, Y. (2021). Sentiment Analysis to Measure Quality and Build Sustainability in Tourism Destinations. *Sustainability*, 13(11), 6015. <https://doi.org/10.3390/su13116015>
- Chang, J.-R., Chen, M., Chen, L.-S., & Tseng, S.-C. (2018). Why customers don't revisit in tourism and hospitality industry? *IEEE Access*, 146588. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2946168>
- Chang, V., Liu, L., Xu, Q., Li, T., & Hsu, C. (2020). An improved model for sentiment analysis on luxury hotel review. *Expert Syst. J. Knowl. Eng.* <https://doi.org/10.1111/EXSY.12580>
- Das, R., & Singh, T. D. (2023). Multimodal sentiment analysis: A survey of methods, trends, and challenges. *ACM Computing Surveys*, 55(13s).
- Enache, M. C. (2020). Sentiment Analysis in Tourism. *Annals of Dunarea de Jos University of Galati Fascicle I Economics and Applied Informatics*, 26(1), 81. <https://doi.org/10.35219/eai1584040999>
- Filho, E. P., & Añez, M. E. M. (2021). O sonho acabou? *Revista Brasileira de Pesquisa Em Turismo*. <https://doi.org/10.7784/rbtur.v15i1.2109>
- Filho, S. S. M., Limongi, R., & Martins, F. S. (2025). Sentiment analysis: a tutorial with Python. *ReMark - Revista Brasileira de Marketing*, 24(3). <https://doi.org/10.5585/2025.29269>
- Freire, R. M. L., Maracajá, K. F. B., Valduga, V., & Nascimento, A. B. F. M. do. (2023). Análise da Imagem Afetiva dos Turistas no Destino Vale dos Vinhedos - RS. *Turismo - Visão e Ação*, 25(1), 114. <https://doi.org/10.14210/rtva.v25n1.p114-133>
- Fu, W., & Zhou, B. (2024). Theme exploration and sentiment analysis of online reviews of Wuyishan National Park. *Land*, 13(5).
- Garner, B., et al. (2021). Utilizing text-mining to explore consumer happiness within tourism destinations. *Journal of Business Research*, 134, 442–453.
- Hampton, S., Matthews, A. L., & Coy, K. (2025). Unraveling the knot of consumer reviews: how stars and descriptions impact purchase intentions. *Journal of Services Marketing*, 39(8), 971-987.
- Heinrich, B., Schiller, A., & Weinfurtner, L. (2025). Initial Ratings Shape the Future: Long-Term Effects in Online Consumer Ratings.
- Hu, N., Zhang, J., & Pavlou, P. A. (2009). Overcoming the J-shaped distribution of product reviews. *Communications of the ACM*, 52(10), 144. <https://doi.org/10.1145/1562764.1562800>
- Inan, H. E. (2023). Comparison of Machine Learning Algorithms for Classification of Hotel Reviews: Sentiment Analysis of TripAdvisor Reviews. *GSI Journals Serie A Advancements in Tourism Recreation and Sports Sciences*, 7(1), 111. <https://doi.org/10.53353/atrss.1327615>
- Iqbal, M., et al. (2015). Sentiment analysis of consumer feedback on social media: Insights from Twitter. *Journal of Information Technology Research*, 8(4).
- Jiang, Q., et al. (2021). Sentiment analysis of online destination image of Hong Kong held by mainland Chinese tourists. *Current Issues in Tourism*, 24(17), 2501–2522.
- Kansan, D., Brandão, M. A., & Pinto, S. (2018). *Análise de sentimentos em tweets em português brasileiro*. 37. <https://doi.org/10.5753/BRASNAM.2018.3578>
- Kirilenko, A., et al. (2018). Automated sentiment analysis in tourism: Comparison of approaches. *Journal of Travel Research*, 57(8), 1012–1025.



- Kourtit, K., et al. (2025). A digital “smiley” analysis of the appreciation for tourist amenities by visitors to London. *Applied Research in Quality of Life*, 20(2).
- Lin, B., Zhang, Y., & Lee, W. (2025). Tourists’ perceptions of proximity tourism: Insights from sentiment analysis and fsQCA. *Journal of Outdoor Recreation and Tourism*, 49.
- Manosso, F. C., & Ruiz, T. C. D. (2021). Using sentiment analysis in tourism research: A systematic, bibliometric, and integrative review. *HAL (Le Centre Pour La Communication Scientifique Directe)*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.5548426>
- Matarat, K. (2024). Enhancing Hotel Management: a Sentiment Analysis Approach to Assessing Customer Impressions on Environment-Based Reviews. *International Journal of Professional Business Review*, 9(1). <https://doi.org/10.26668/businessreview/2024.v9i1.4152>
- Nawawi, I., Ilmawan, K. F., Maarif, M. R., & Syafrudin, M. (2024). Exploring Tourist Experience through Online Reviews Using Aspect-Based Sentiment Analysis with Zero-Shot Learning for Hospitality Service Enhancement. *Information*, 15(8), 499. <https://doi.org/10.3390/info15080499>
- Özen, İ. A. (2021). Evaluation of tourist reviews on TripAdvisor for the protection of the world heritage sites: Text mining approach. *Journal of Multidisciplinary Academic Tourism*, 6(1), 37. <https://doi.org/10.31822/jomat.876175>
- Pecòre, S. (2019). Sentiment and emotion analysis of complex reviews. *HAL (Le Centre Pour La Communication Scientifique Directe)*. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-02458820>
- Pereira, T., Müller, L. S., Arnhold, M., & Limberger, P. F. (2021). Análise multidimensional das experiências dos hóspedes dos resorts Catarinenses por revisores online. *Podium Sport Leisure and Tourism Review*, 10(3), 170. <https://doi.org/10.5585/podium.v10i3.18686>
- POLAT, H., & Ağca, Y. (2022). COMPARATIVE ANALYSIS OF EMOTION ANALYSIS METHODS WITHIN THE SCOPE OF HOTEL USERS TURKISH AND ENGLISH COMMENTS. *Abant Sosyal Bilimler Dergisi*, 22(2), 901. <https://doi.org/10.11616/asbi.1103992>
- Puh, K., & Babac, M. B. (2022). Predicting sentiment and rating of tourist reviews using machine learning. *Journal of Hospitality and Tourism Insights*, 6(3), 1188. <https://doi.org/10.1108/jhti-02-2022-0078>
- Ribeiro, F. I., Simonetti, S. R., Añaña, E. da S., & Flôres, L. C. da S. (2024). Restrições à visitação em parques naturais municipais no polo amazônico de turismo. *PASOS Revista de Turismo y Patrimonio Cultural*, 22(1), 177. <https://doi.org/10.25145/j.pasos.2024.22.011>
- Rita, P., & Moro, S. (2022). Tasting the Port wine cellar experience: what features please the most? *Journal of Wine Research*, 33(2), 88. <https://doi.org/10.1080/09571264.2022.2081140>
- Tan, K. L., Lee, C. P., & Lim, K. M. (2023). A survey of sentiment analysis: Approaches, datasets, and future research. *Applied Sciences*, 13(7).
- Tavares, B. C., & Losso, F. B. (2023). Turismo de cafés no Caparaó pela perspectiva do potencial turista. *Turismo - Visão e Ação*, 25(1), 134. <https://doi.org/10.14210/rtva.v25n1.p134-153>
- Thomaz, G. M., Biz, A. A., Bettoni, E. M., & Filho, L. M. (2016). Mineração de Conteúdo em Mídias Sociais: análise de conteúdos publicados por usuários sobre atrativos turísticos de Curitiba-PR. *Marketing & Tourism Review*, 1(2). <https://doi.org/10.29149/mtr.v1i2.3846>



- Tuna, M. F., Kaynar, O., & Akdoğan, M. Ş. (2021). Otellere İlişkin Çevrimiçi Geribildirimlerin Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Duygu Analizi (Sentiment Analysis of Online Feedbacks on Hotels via Machine Learning Methods). *Journal of Business Research - Turk*, 13(3), 2232. <https://doi.org/10.20491/isarder.2021.1258>
- Vetitnev, A., Chigarev, D., & Enushevskaya, V. (2020). Sentiment analysis as a tool for assessing the negative impact of tourism on a destination. *E3S Web of Conferences*, 311.
- Viñán-Ludeña, M. S., & Campos, L. M. de. (2022). Discovering a tourism destination with social media data: BERT-based sentiment analysis. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 13(5), 907. <https://doi.org/10.1108/jhtt-09-2021-0259>
- Yu, W., Liang, Y., & Zhu, X. (2023). Sentiment analysis of hotel online reviews using the BERT model and ERNIE model—Data from China. *PLoS ONE*, 18(3). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275382>
- Zhao, R., Hao, Y., & Li, X. (2024). *Business Analysis: User Attitude Evaluation and Prediction Based on Hotel User Reviews and Text Mining*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2412.16744>