

SANDRA LISA DOS SANTOS DIAS

**Análise Semântica das Avaliações do TripAdvisor:
Um Sistema de Monitorização e Apoio à Decisão
de Restaurantes no Algarve**

**Dissertação de Mestrado
para obtenção do Grau de Mestre em Gestão de PME**

**Trabalho efetuado sob a orientação de
Prof. Doutor Marco Paulo dos Santos Carrasco**

2023

**Análise Semântica das Avaliações no TripAdvisor:
Um Sistema de Monitorização e Apoio à Decisão de Restaurantes no Algarve**

Declaração de autoria do trabalho

Declaro ser a autora deste trabalho, que é original e inédito. Autores e trabalhos consultados estão devidamente citados no texto e constam da listagem de referências incluída.

Sandra Lisa dos Santos Dias

©Copyright: Sandra Lisa dos Santos Dias

A Universidade do Algarve reserva para si o direito, em conformidade com o disposto no Código do Direito de Autor e dos direitos Conexos, de arquivar, reproduzir e publicar a obra, independentemente do meio utilizado, bem como de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição para fins meramente educacionais ou de investigação e não comerciais, conquanto seja dado o devido crédito ao autor e editor respetivos.

Agradecimentos

Agradeço a todos os que me atiraram ao tapete e me obrigaram a refazer a minha vida.

Agradeço a todos os que me querem bem e me ajudaram a chegar aqui.

Agradeço ao meu orientador pela sua incansável atenção e colaboração.

Agradeço a mim, que fui capaz de me reerguer e levar esta batalha até ao fim.

São os tropeços da vida que nos ajudam a crescer e que nos tornam mais fortes do que alguma vez imaginamos ser.

“Da escola de guerra da vida: o que não me mata, torna-me mais forte.”

Friedrich Nietzsche

“Fracassos, para mentes heroicas, são os degraus do sucesso.”

Thomas Chandler Haliburton

Obrigada, Vida!

Resumo

O presente trabalho tem como objetivo investigar a aplicação de métodos de Análise Semântica e Processamento de Linguagem Natural (PLN) para analisar os comentários e sentimentos expressos em avaliações de restaurantes na região do Algarve, disponíveis numa plataforma *online* (TripAdvisor).

O estudo abordou esta tarefa através de três propostas metodológicas fundamentadas em técnicas de Análise Semântica e PLN:

- A primeira abordagem utilizou modelos de *embeddings* pré-treinados, especificamente BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), USE (*Universal Sentence Encoder*) e OpenAI, para extrair cinco atributos fundamentais da experiência gastronómica e os sentimentos associados a cada avaliação.

Os resultados mostraram métricas F1 promissoras, especialmente para o modelo OpenAI. No entanto, este último apresenta custos associados, tornando o modelo USE uma opção mais equilibrada em termos de custo-benefício.

- A segunda abordagem focou-se na extração de onze subatributos, provenientes dos cinco atributos principais anteriormente identificados. Foram explorados modelos alternativos de Inferência em Linguagem Natural (*Natural Language Inference - NLI*), nomeadamente BART (*Bidirectional and Auto-Regressive Transformer*) e DeBERTa (*Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention*).

Os resultados indicam uma superioridade do modelo BART em termos de desempenho.

- A terceira e última abordagem envolveu o uso do modelo ChatGPT para a extração de subatributos e seus respetivos sentimentos. Este modelo mostrou um nível de concordância próximo ao humano, mas apresentou limitações relacionadas ao custo computacional, especialmente quando aplicado a um grande volume de dados.

Como aplicação prática deste estudo, foi desenvolvido um protótipo de plataforma *web* designado RestMon, que utiliza o modelo BART para analisar mais de 700 mil avaliações do TripAdvisor sobre restaurantes no Algarve. A plataforma oferece análises detalhadas sobre onze subatributos cruciais da experiência gastronómica, incluindo representações visuais e painéis comparativos.

Em suma, este trabalho permite avaliar a viabilidade da aplicação de técnicas avançadas de PLN na análise de avaliações *online* de restaurantes, mas também oferece

contribuições práticas que têm o potencial de impactar significativamente a gestão estratégica e operacional em estabelecimentos de restauração.

Palavras-chave: **Processamento de Linguagem Natural, Avaliações *Online*, Gastronomia e Turismo, Análise Semântica**

Abstract

The present work aims to investigate the application of methods of Semantic Analysis and Natural Language Processing (NLP) for analysing comments and sentiments expressed in restaurant reviews in the Algarve region, available on an *online* platform (TripAdvisor).

The study approached this task through three methodological proposals grounded in techniques of Semantic Analysis and NLP:

- The first approach used pre-trained embedding models, specifically BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), USE (Universal Sentence Encoder), and OpenAI, to extract five fundamental attributes of the gastronomic experience and the sentiments associated with each review.

The results showed promising F1 metrics, especially for the OpenAI model. However, the latter has associated costs, making the USE model a more balanced option in terms of cost-benefit.

- The second approach focused on the extraction of eleven sub-attributes, derived from the five main attributes previously identified. Alternative models of Natural Language Inference (NLI) were explored, namely BART (Bidirectional and Auto-Regressive Transformer) and DeBERTa (Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention).

The results indicate a superiority of the BART model in terms of performance.

- The third and final approach involved the use of the ChatGPT model for the extraction of sub-attributes and their respective sentiments. This model showed a level of agreement close to human, but presented limitations related to computational cost, especially when applied to a large volume of data.

As a practical application of this study, a web platform prototype called RestMon was developed, which uses the BART model to analyse more than 700,000 TripAdvisor reviews about restaurants in the Algarve. The platform offers detailed analyses on eleven crucial sub-attributes of the gastronomic experience, including visual representations and comparative panels.

In summary, this work allows for assessing the viability of applying advanced NLP techniques in the analysis of online restaurant reviews, but also offers practical contributions that have the potential to significantly impact the strategic and operational management in catering establishments.

Keywords: Natural Language Processing, Online Reviews, Gastronomy and Tourism, Semantic Analysis

Índice geral

1.	Introdução	1
1.1.	Contextualização do tema	1
1.2.	Objetivos da investigação	5
1.3.	Estrutura	6
2.	Revisão de literatura.....	7
2.1.	eWOM (<i>electronic Word of Mouth</i>).....	7
2.2.	Conteúdos gerados pelos consumidores (<i>User Generated Content</i>).....	13
2.3.	A complexidade de medir a experiência num restaurante	15
2.4.	Explorando as múltiplas facetas do eWOM na indústria da restauração	19
2.5.	Definição de um referencial multidimensional para avaliar a experiência num restaurante	27
2.5.1.	A satisfação do consumidor como ponto de partida	27
2.5.2.	A complexidade da qualidade da comida	28
2.5.3.	A subjetividade da qualidade do serviço	28
2.5.4.	O papel do ambiente	28
2.5.5.	Preço e relação qualidade/preço.....	28
2.5.6.	A importância da localização	29
2.6.	Análise semântica e técnicas de Processamento Linguagem Natural (PLN).....	30
3.	Metodologia	35
3.1.	Recolha de dados.....	35
3.1.1.	Determinação da população	35
3.1.2.	Definição da amostra	37
3.1.3.	Extração de dados via <i>web</i>	38
3.2.	Caracterização da amostra.....	40
3.3.	Abordagens para extração de atributos e sentimentos de avaliações <i>online</i>	46
3.3.1.	Abordagem 1 – Extração de 5 atributos/sentimentos com base análise semântica centrada em modelos de <i>embeddings</i>	46
3.3.2.	Elaboração de uma amostra manualmente anotada para validação da abordagem de extração de 5 atributos e respetivos sentimentos	51

3.3.3. Abordagem 2 – Extração de 11 subatributos/sentimentos com base análise semântica contida em classificadores NLI.....	52
3.3.3.1. Abordagem 2A – Extração de 11 subatributos/sentimentos com NLI em 2 etapas.....	52
3.3.3.2. Abordagem 2B – Extração de 11 subatributos/sentimentos com NLI com 1 etapa.....	54
3.3.4. Abordagem 3 – Extração de 11 atributos/sentimentos com recurso a um modelo linguagem de grande dimensão (ChatGPT).....	55
3.3.5. Elaboração de uma amostra manualmente anotada para validação das abordagens de extração com 11 subatributos e respetivos sentimentos.	56
4. Análise e discussão dos resultados.....	57
5. Aplicativo RestMon	61
6. Conclusão.....	69
Referências bibliográficas	72

Índice de figuras

Figura 2.1. Como os consumidores leem e escrevem avaliações de estabelecimentos locais.....	8
Figura 2.2. Com que frequência usaram a internet para encontrar informação sobre um negócio local no ano passado?	10
Figura 2.3. TripAdvisor.....	21
Figura 2.4. TheFork.....	22
Figura 2.5. Zomato	23
Figura 2.6. Google Maps	24
Figura 2.7. Foursquare.....	25
Figura 2.8. Yelp.....	26
Figura 3.1. Síntese estatística setorial - PME.....	36
Figura 3.2. Síntese estatística setorial – localização geográfica.....	37
Figura 3.3. Distribuição de restaurantes por localidade (com o mínimo de 20 restaurantes)	42
Figura 3.4. Histograma do número de avaliações por restaurante no Algarve.....	43
Figura 3.5. Número de restaurantes por tipo de cozinha.....	45
Figura 3.6. Esquema de análise semântica centrada em <i>embeddings</i>	48
Figura 3.7. Versão 2A – Classificador NLI com 2 etapas.....	53
Figura 3.8. Versão 2B – Classificador NLI com 1 etapa.....	54
Figura 3.9. <i>Prompt</i> personalizado para o ChatGPT	56
Figura 5.1. RestMON Algarve Interface (protótipo).....	61
Figura 5.2. RestMON – Algarve Interface	62
Figura 5.3. Equação do cálculo da avaliação ajustada do subatributo <i>i</i>	63
Figura 5.4. Comparação entre restaurantes com avaliação média idêntica	65
Figura 5.5. Comparação múltipla da avaliação de restaurantes	66
Figura 5.6. Comparação entre restaurantes com avaliações médias distintas	67
Figura 5.7. Comparação temporal da avaliação de um restaurante	68

Índice de tabelas

Tabela 2.1. Resumo das principais plataformas no domínio da restauração	20
Tabela 2.2. Atributos e subatributos	29
Tabela 3.1. Medidas descritivas por localidade.....	41
Tabela 3.2. As 5 localidades com a melhor e pior avaliação média.....	44
Tabela 3.3. Distribuição das avaliações por tipo de cozinha.....	46
Tabela 3.4. Frases de referência para cada atributo.....	49
Tabela 3.5. Métrica F1 entre classificação de atributos por humanos.....	52
Tabela 3.6. Métrica F1 entre classificação de atributos por humanos.....	57
Tabela 4.1. Resultados computacionais.....	58
Tabela 5.1. Extração e processamento de dados para os 3 restaurantes, com maior e menor avaliação média, nas 5 cidades com mais restaurantes	64

Lista de abreviaturas, acrónimos e siglas

ABSA – Análise de Sentimentos Baseada em Aspetos

AEP - Associação Empresarial de Portugal

API - *Application Programming Interface*

BART - Bidirectional and Auto-Regressive Transformer

CGM - *Consumer Generated Media*

DeBERTa - *Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention*

eWOM – *Electronic Word of Mouth*

GEE - Gabinete de Estratégia e Estudos

INE – Instituto Nacional de Estatística

LLM – Large Language Model

NLI – Natural Language Inference

NLP - Natural Language Processing

PENT – Plano Estratégico Nacional do Turismo

PLN – Processamento de Linguagem Natural

PME - Pequena(s) e Média(s) Empresa(s)

SEO - *Search Engine Optimization*

UGC – *User Generated Content*

USE - *Universal Sentence Encoder*

WWW – *World Wide Web*

1. Introdução

1.1. Contextualização do tema

Esta dissertação tem como objetivo a obtenção do grau de Mestre e insere-se no contexto das unidades curriculares lecionadas no primeiro ano do Mestrado em Gestão de PME ministrado pela Universidade do Algarve.

O propósito desta investigação é explorar a aplicação de técnicas de *Natural Language Processing* (NLP) ou Processamento de Linguagem Natural (PLN), como será doravante referido neste trabalho e, de análise semântica, tais como *embeddings*¹ (cujo termo em tradução direta em português “incorporação”, não é muito representativo) e modelos pré-treinados (OpenAI e BERT), com o intuito de analisar as avaliações de clientes de restaurantes na região do Algarve.

A análise desta informação permitirá identificar conceitos-chave relacionados ao desempenho da restauração no Algarve e desenvolver um referencial multidimensional personalizado que os gestores poderão utilizar para comparar e otimizar os seus negócios (Kim, Lee T. M. & Lee, H. G., 2015; Lu, Wu, Mao, Wang & Zhang, 2019).

A gastronomia é amplamente reconhecida como uma atração principal para pessoas em período de férias (Pizam, Jeong & Reichel, 2004). Numa escala global, estima-se que os turistas destinem aproximadamente um quarto de seus gastos totais em alimentos e bebidas (Wilkinson, 2016).

O Plano Nacional Estratégico de Turismo, promovido pelo Ministério da Economia e da Inovação (2007) e pelo Gabinete do Ministério da Economia e do Emprego (2013), destaca a relevância de promover a culinária portuguesa, através da criação de pratos de renome e da necessidade de elevar a qualidade dos estabelecimentos de alimentação, como forma de moldar a paisagem económica e turística da região.

Ao escolher um restaurante, vários fatores devem ser considerados, tais como a localização, o ambiente envolvente, a decoração e a experiência proporcionada pelas pessoas envolvidas. Afinal, desfrutar de uma refeição de qualidade é comparável a apreciar um bom espetáculo artístico.

¹ O termo "*embedding*" é comumente usado em contextos de aprendizagem automática e Processamento de Linguagem Natural. Embora possa ser traduzido como "incorporação" ou "embutimento", ou até mesmo "incorporação vetorial", essas opções podem não abranger toda a complexidade técnica do conceito, que envolve a transformação de dados em vetores numéricos. Por isso, para evitar ambiguidades ou imprecisões, optou-se por manter o termo original em inglês no texto.

A crescente tendência dos turistas em partilhar as suas experiências em plataformas de avaliação *online*, como o TripAdvisor (Yoo, Sigala & Gretzel, 2016), está a tornar-se uma fonte eficaz de dados e, conseqüentemente, suscita maior interesse, tanto a nível académico como no setor turístico (Xiang, Du, Ma & Fan, 2017).

A importância dos diferentes atributos considerados na avaliação de uma experiência gastronómica depende do tipo de cliente, da sua idade, género, experiências anteriores, contexto cultural e outras variáveis (Jeong & Jang, 2011; Pacheco, 2018). Segundo Pacheco (2018), as opções disponíveis em restaurantes são cada vez mais, enquanto a paciência e disponibilidade do consumidor para pesquisar e comparar são cada vez menores.

As tecnologias de informação fornecem dados sobre os clientes às empresas, que podem ser utilizados para aumentar as vendas, identificando as suas necessidades e fornecendo um serviço ou produto mais personalizado.

“Numa sociedade em que o valor reside cada vez mais nos serviços e no intangível, as tecnologias de informação desempenham um papel muito importante na diminuição dos custos de tratamento e de transmissão de informação.” (Lendrevie, Lévy, Dionísio & Rodrigues, 2015, p. 45).

A indústria da restauração tem um impacto significativo na economia e no turismo do Algarve, uma região conhecida pela sua diversidade gastronómica e qualidade de serviço (Turismo de Portugal, 2018; Eurostat, 2020).

A gestão eficaz dos restaurantes é crucial para assegurar a satisfação do cliente e a rentabilidade do negócio (Namkung & Jang, 2007).

Uma das principais formas de obter *feedback* sobre o desempenho dos restaurantes é através das avaliações de clientes em plataformas *online*, como o TripAdvisor (Moro, Rita & Coelho, 2016; Sigala, 2018). A análise semântica dessas avaliações pode fornecer *insights* valiosos sobre os pontos fortes e fracos de um restaurante e contribuir para a melhoria da gestão (Öğüt & Tas, 2012).

Os *likes* ou gostos são algo intrínseco e particular a cada indivíduo. Aquilo que pode ser bom, muito bom ou até excelente para alguns, pode não o ser para outros. A forma como percebemos e vivemos a vida, em geral, e as experiências, em particular, pode diferir amplamente.

No entanto, os comentários/avaliações continuam a ser pontos de referência. Sempre que desejamos experimentar algo novo, diferente ou até "ousado", procuramos inevitavelmente a opinião alheia. É neste momento que aquilo que os outros pensam e dizem sobre algo específico nos influencia, mesmo que involuntariamente, direcionando-nos para um ou outro sentido. É inegável a relevância que esses comentários podem ter na nossa tomada de decisão como consumidores. As avaliações *online* podem moldar as preferências dos consumidores e afetar as decisões na hora de comprar (Bonezzi, De Angelis & Rucker, 2014).

Também para os próprios fornecedores (especialmente de serviços) é igualmente importante conhecer o que está a ser dito sobre os seus produtos ou serviços, seja de forma positiva ou negativa. Na verdade, estamos a falar de um tipo de *marketing* gratuito e espontâneo, no qual as tecnologias de informação desempenham um papel crucial, originando tanto oportunidades como ameaças em todas as etapas do processo.

Kotler, Kartajaya e Setiawan (2021) exploram no seu livro como as novas tecnologias, como a inteligência artificial, a *internet* das coisas e a realidade aumentada, podem criar experiências personalizadas, humanizadas e sociais para os consumidores, enfrentando desafios éticos, sociais e ambientais.

Anteriormente, as decisões de consumo baseavam-se em anúncios ou em aconselhamento profissional. No entanto, tornou-se evidente que a tendência atual é confiar cada vez mais nas opiniões digitais.

No contexto específico da indústria da restauração, a qualidade percebida dos estabelecimentos era avaliada por meio de questionários, como o SERVQUAL (*Service Quality*) e DINESERV (*Dining Service Quality*).

O SERVQUAL é um modelo conceptual e uma técnica de medição que visa avaliar a qualidade do serviço em empresas do setor de serviços, comparando as expectativas dos clientes com as suas perceções de *performance* do serviço. Desenvolvido por Parasuraman, Zeithaml e Berry, este modelo foca-se em cinco dimensões fundamentais: confiabilidade, capacidade de resposta, segurança, empatia e tangíveis.

O DINESERV é uma adaptação do modelo SERVQUAL, especificamente projetada para avaliar a qualidade do serviço em estabelecimentos de restauração. Tal como o SERVQUAL, foca-se na medição da discrepância entre as expectativas dos clientes e as suas perceções reais, mas é contextualizado para a indústria de alimentação e bebidas.

Estudos levados a cabo, como o caso dos autores Chun e Nyam-Ochir (2020) tinham como objetivo examinar e avaliar os fatores que afetavam a satisfação do cliente, a sua intenção em regressar ao restaurante e a probabilidade de o recomendar, usando para o efeito a escala DINESERV.

A análise da comida era tarefa de especialistas independentes (Tiago, T., Amaral, & Tiago, F., 2015), no entanto, estudos, como o de Nazlan, Tanford e Montgomery (2018), comprovam que as avaliações descritivas são consideradas mais importantes pelos consumidores.

Esse poder de influência, que antes estava nas mãos de especialistas, foi transferido para os consumidores comuns, que agora utilizam o chamado eWOM (*electronic Word of Mouth*) (Esteves, 2019).

Nazlan *et al.* (2018) provaram que as avaliações descritivas são mais apreciadas pelos consumidores, daí que seja mais importante, os gestores incentivarem os seus clientes a fazerem publicações escritas, partilhando as suas experiências (enfatizando o que consideram positivo ou negativo), do que avaliar através de estrelas ou pontuações numéricas (Esteves, 2019).

Neste sentido, é decisivo identificar os influenciadores e incentivá-los a disseminar opiniões positivas, enquanto se desencoraja a partilha de informações negativas nas suas redes (Chu & Kim, 2011).

Afinal, os clientes expressam-se, comentam e recomendam, e outros consumidores levam em consideração essas mesmas palavras, comentários e recomendações. Este processo pode tanto promover como denegrir produtos e marcas.

Essas avaliações desempenham um papel crucial ao permitirem que os gestores monitorizem a qualidade dos seus serviços e produtos. Não obstante, a sua importância no âmbito do *marketing*, a sua gestão ainda poderá ser um desafio para empresários e gestores, devido ao subaproveitamento das tecnologias disponíveis e devido às funções acumuladas dos gestores (Cavusoglu, 2019).

Com base nas pesquisas realizadas por Gavilan, Avello e Martinez-Navarro (2018), Tiago *et al.* (2015) e por Zhang, Ye, Law e Li (2010), é possível concluir que o conteúdo produzido pelos utilizadores em plataformas digitais exerce um papel decisivo na mitigação das incertezas dos viajantes ao determinar quais restaurantes devem incluir suas viagens, emergindo, assim, como uma componente crítica para a promoção bem-sucedida desse negócio.

Através da aplicação de análise semântica com o uso a técnicas de PLN, é possível obter uma compreensão mais aprofundada dos comentários *online* de restaurantes. Esse processo proporciona *insights* valiosos relacionados às áreas de destaque do estabelecimento, bem como à identificação de oportunidades para potenciais melhorias. Essas percepções podem, assim, direcionar o desenvolvimento de estratégias de gestão mais eficazes (Troya, Pillai, Rodriguez, Genç, Kayal, & Araci, 2021).

Os recentes avanços da Inteligência Artificial, em particular dos modelos de *embeddings* de palavras e frases no campo do PLN, têm significativamente aprimorado a nossa capacidade de analisar e interpretar as informações presentes nas avaliações. Esses desenvolvimentos têm beneficiado diversos setores, incluindo a indústria da hospitalidade (García-Madurga, Grilló-Mendéz, 2023).

No contexto específico da restauração, as técnicas de *embeddings* semânticos têm a capacidade de capturar significados complexos expressos nas avaliações *online* em espaços vetoriais de alta dimensão (Wen, Liang & Zhu, 2023). Isso possibilita a obtenção de interpretações detalhadas sobre a análise de sentimentos no setor da hospitalidade, abrangendo desde os sentimentos dos clientes em relação a itens específicos do *menu* até a experiência geral de um jantar.

Essa habilidade distinta pode ampliar o desempenho dos sistemas de recomendação e serve como ferramenta para a tomada de decisões informadas, conduzindo, potencialmente, a estratégias mais eficazes de gestão de restaurantes. Adicionalmente, através da aplicação de técnicas de PLN, como a Análise de Sentimento Baseada em Aspectos (ASBA), os restaurantes podem obter uma compreensão mais aprofundada dos sentimentos dos clientes e identificar áreas que necessitem de melhorias (Troya *et al.*, 2021).

Estes recentes progressos nas capacidades de *embeddings* de palavras ou frases do PLN têm tido impactos significativos em várias indústrias, incluindo a hotelaria e a restauração (Wen *et al.*, 2023).

1.2. Objetivos da investigação

No atual contexto digital, as plataformas *online* desempenham um importante papel ao permitir que os utilizadores partilhem opiniões e pontos de vista, contribuindo para a geração de dados informativos e valiosos.

Numa primeira fase, o objetivo deste estudo é apresentar uma metodologia flexível e automatizada para extrair informações complexas e relevantes, relacionadas com o sentimento dos clientes, seja ele positivo ou negativo, refletido em avaliações *online* não estruturadas de restaurantes.

Essa abordagem foca-se na definição de cinco atributos-chave relevantes para a experiência gastronómica, nomeadamente: comida, serviço, ambiente, preço e localização.

Numa segunda fase, subdividem-se esses cinco atributos, passando a ser considerados onze subatributos, relevantes para a experiência gastronómica, abrangendo o sabor relativo à confeção dos alimentos, a apresentação dos pratos, a diversidade do *menu*, o serviço prestado (amabilidade e eficiência), do ambiente (a nível decorativo, sonoro e limpeza), do preço (relação custo/benefício) e da localização (acesso e vista envolvente). O objetivo final será avaliar a viabilidade da metodologia proposta, comparando seu desempenho com a classificação humana desses atributos, determinando se uma abordagem automatizada pode replicar com sucesso e precisão o processo humano, na análise e classificação da complexidade dos sentimentos dos clientes relacionados com os atributos definidos.

1.3. Estrutura

O presente estudo organiza-se em seis capítulos, cada um abordando os seguintes tópicos: introdução, revisão de literatura, metodologia, análise e discussão de resultados, desenvolvimento de um aplicativo *web* e conclusão.

No capítulo 1, realiza-se a contextualização do tema, apresentando-se o problema de pesquisa e as questões a serem analisadas, bem como sua relevância para o campo de estudo.

O capítulo 2 revê a literatura relevante, salientando os temas-chave desta dissertação. Inicia com o tema do eWOM e o seu papel nas avaliações *online* em turismo e hospitalidade. Depois, aborda as várias plataformas digitais e a complexidade de avaliar a experiência em restaurantes. Finaliza com técnicas de análise semântica e a temática do PLN para interpretar avaliações de clientes.

No capítulo 3, explica-se a metodologia utilizada, desde a recolha e descrição da amostra até à proposta de três abordagens para extrair automaticamente atributos e sentimentos

das avaliações *online* de restaurantes. É ainda proposta uma amostra anotada de avaliações para validação das abordagens sugeridas.

No capítulo 4, implementam-se e validam-se as abordagens propostas para extração automática de atributos e sentimentos.

Já no capítulo 5 apresenta-se um protótipo de aplicativo *web* desenvolvido sob medida, com fins de monitoramento, o qual permitirá uma gestão mais eficiente e ágil das avaliações *online*.

Por fim, no capítulo 6, encerra-se este trabalho com as conclusões obtidas a partir da análise dos resultados, destacando-se as limitações encontradas no estudo e oferecendo sugestões para futuras investigações nesta área.

2. Revisão de literatura

Neste capítulo apresenta-se uma visão geral da literatura relevante abordando os temas centrais desta dissertação. Inicia-se com o conceito de eWOM e a importância das avaliações *online* no contexto do turismo e da hospitalidade.

Aborda-se também o conteúdo produzido pelos consumidores nas diversas plataformas existentes neste domínio. Em seguida, discute-se a complexidade em definir um referencial multidimensional para avaliar a experiência num restaurante.

Por fim, são descritas técnicas de análise semântica e PLN que permitem extrair *insights* a partir das avaliações de clientes. O objetivo desta revisão da literatura é contextualizar os diversos tópicos a explorar nos capítulos seguintes.

2.1. eWOM (*electronic Word of Mouth*)

O eWOM, conhecido como boca a boca eletrónico, refere-se a qualquer forma de comunicação que os clientes realizam por meio de plataformas de discussão ou revisão baseadas na *web* (Brown, Broderick, & Lee, 2007).

Tornou-se um elemento essencial no contexto do turismo, pois reflete as atitudes, intenções e experiências dos consumidores (Doosti, Jalilvand, Asadi, Khazaei & Mehrani, 2016). A classificação (avaliação) e o conteúdo dos comentários são dois componentes importantes, exercendo uma influência significativa nas atitudes dos clientes em relação a um produto ou serviço e, que afeta suas decisões subsequentes.

A congruência entre o conteúdo afetivo e as propriedades de estilo linguístico dos comentários *online* também pode influenciar as taxas de conversão (Ludwig, Gvili &

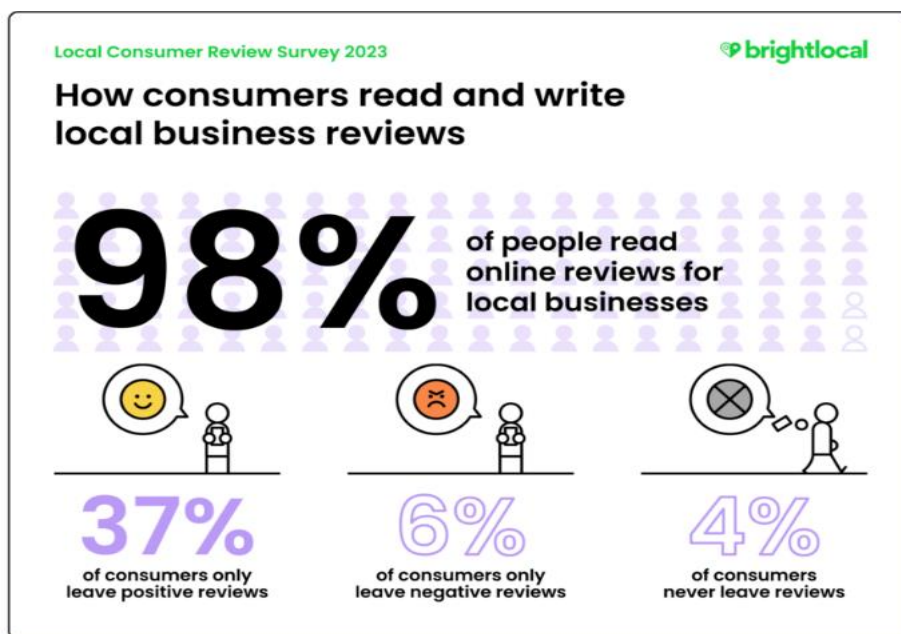
Hammedi, 2013). Em situações em que tanto as avaliações quanto os textos estão presentes, os clientes estão dispostos a fazer um esforço para gerir essas informações, procurando tomar decisões mais racionais e precisas. Aqueles que estão dispostos a colocar mais esforço no processo de decisão, esperam, pelos menos (parcialmente), maior precisão de decisão (Mudambi & Shuff, 2010).

No passado, no boca a boca tradicional, estimava-se que um cliente insatisfeito poderia influenciar cerca de 10 consumidores (Santos, 2019). Porém, com o advento da *internet* e das redes sociais, essa influência tornou-se muito maior, dada a acessibilidade e alcance das ferramentas digitais disponíveis a todos nós.

O estudo “*BrightLocal Consumer Review Survey*”, realizado pela BrightLocal (empresa de *marketing* digital que se concentra em examinar como as avaliações de clientes afetam a reputação das empresas e o comportamento do consumidor) reforça a importância do eWOM para negócios locais.

Em 2018, a percentagem de consumidores que consultavam comentários/avaliações *online* sobre negócios locais era de 86%, sendo que em 2023, a mesma passou para 98%. Conforme ilustrado na imagem obtida do site da BrightLocal, 37% dos consumidores optam por partilhar exclusivamente comentários positivos, enquanto 6% deixam negativos e 4% nunca se manifestam por meio de comentários.

Figura 2.1. Como os consumidores leem e escrevem avaliações de estabelecimentos locais



Fonte: BrightLocal (2023)

Neste tipo de pesquisas são abordados tópicos como:

- Importância das avaliações *online* (como estas são cada vez mais importantes para os consumidores tomarem decisões sobre produtos e serviços e o quanto as avaliações poderão influenciar as suas escolhas).
- Frequência de leitura de avaliações (nomeadamente as vezes que os consumidores consultam avaliações antes de visitar um restaurante, comprar um produto ou contratar um serviço).
- Confiabilidade das avaliações (perceber em que medida os consumidores confiam nas avaliações que leem e como determinam a sua autenticidade).
- Impacto nas classificações (como as avaliações afetam as classificações e avaliações das empresas nos mecanismos de busca e em *sites* de avaliações).
- Resposta dos proprietários de empresas (como estes respondem às avaliações negativas e como isso poderá afetar a perceção dos consumidores sobre a empresa).
- Influência das avaliações nas compras (como essas impactam no comportamento dos consumidores, se estes são mais propensos a comprar de uma empresa com boas avaliações).
- Setores específicos (pesquisa sobre hospitalidade, restaurantes, serviços profissionais, entre outros, para perceber como as avaliações afetam decisões de compra em diferentes contextos).
- Tendências temporais (identificando tendências ao longo do tempo, mostrando como as atitudes dos consumidores perante as avaliações *online* mudaram ao longo dos tempos).

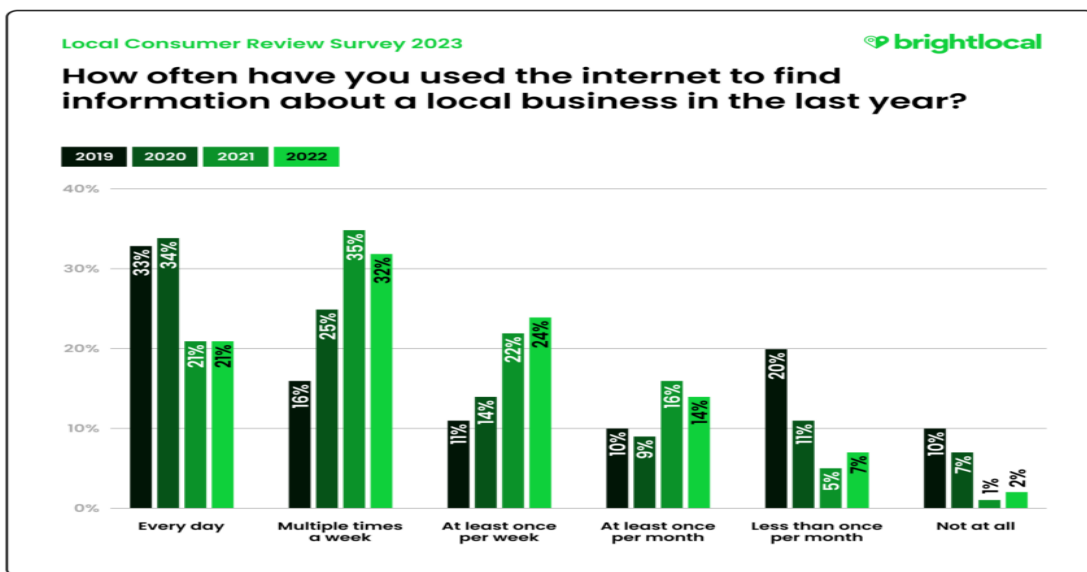
As principais conclusões retiradas desta pesquisa publicada a 7 de fevereiro de 2023, são que:

- Caiu o número de consumidores que leem críticas *online* “todos os dias” de 34% em 2021 para 21% em 2022.
- 87% dos consumidores usaram o Google para avaliar empresas locais em 2022, contra 81% em 2021.
- Os principais setores onde os consumidores consideram as avaliações de negócios mais importantes são: saúde, serviços automóveis e empresas/comerciantes de serviços.

- A percentagem de consumidores que utilizam o Facebook para avaliar empresas locais desceu pelo segundo ano consecutivo, de 54% em 2020 para 48% em 2021, e para 46% em 2022.
- 42% dos consumidores em 2022, acreditam que viram comentários falsos no Facebook, comparativamente a 37% em 2021.
- O Google é a plataforma de avaliação mais confiável em todos os setores, o TripAdvisor continua a ter o seu lugar para empresas de hospitalidade, o Yelp mantém uma forte parcela de confiança para empresas alimentares e de bebidas.
- 26% dos consumidores foram solicitados a deixar uma avaliação comercial em troca de um desconto em 2022, contra 15% em 2021.
- É provável que 36% das consumidoras deixem uma crítica positiva sobre uma empresa que sabem ser amiga do ambiente, em comparação com 24% dos consumidores do sexo masculino.
- Fora das plataformas de avaliação padrão, 35% dos consumidores usam o YouTube para encontrar informações sobre empresas locais, 32% usam o Instagram, 20% usam o TikTok e 35% dos consumidores consultam notícias locais.

No mesmo artigo é possível verificar a frequência com que os consumidores pesquisam empresas *online*. Na figura 2.2. constam os anos de 2019, 2020, 2021 e 2022:

Figura 2.2. Com que frequência usaram a internet para encontrar informação sobre um negócio local no ano passado?



Fonte: BrightLocal (2023)

Resumidamente, em 2022, 98% dos consumidores usaram a *internet* para encontrar informações sobre empresas locais, contra 90% em 2019.

A percentagem de consumidores que utilizam diariamente a *internet* para encontrar informações sobre uma empresa local, manteve-se estável em 21%.

As opiniões *online* podem posicionar um negócio de forma mais favorável em relação a outro, pois o volume de interações, seja no próprio site ou em plataformas específicas, contribui para a SEO² (Otimização de Mecanismos de Busca) do negócio.

Atualmente, a *internet* consolidou-se como principal canal para a procura de informações e opções que atendam às nossas necessidades e desejos. Nesse cenário, o eWOM desempenha um papel substancial, uma vez que a maioria das pesquisas e tomadas de decisão ocorre no ambiente virtual.

Com o crescimento das redes sociais e das plataformas de avaliação de clientes, como o TripAdvisor, as comunidades virtuais têm prosperado, facilitando uma comunicação bidirecional entre consumidores e fornecedores. Nesse contexto, os consumidores assumem o papel de influenciadores no processo de compra de terceiros, desempenhando uma tarefa cada vez mais relevante (Santos, 2019).

Kotler (2017) afirma que os influenciadores podem ser naturais ou planeados, atuando por passatempo ou profissionalmente, dedicando seu tempo à partilha de opiniões na *internet* sobre as marcas que utilizam ou conhecem. Os consumidores partilham uma perspectiva diferente das próprias marcas.

A interação entre a classificação de avaliações e o conteúdo escrito revela que as avaliações não exercem um impacto direto nas vendas de um produto específico. Diversos fatores são apontados para as discrepâncias entre os comentários e as avaliações (classificações) *online*, tais como comentadores negligentes, manipulações de avaliações *online* e sistemas de classificação ambíguos que dificultam a tarefa de condensar a complexidade de uma opinião em um simples número (Mudambi, Schuff & Zhang, 2014).

Tais inconsistências podem causar confusão entre os consumidores e, potencialmente, reduzir sua confiança e satisfação com o *site*, resultando, em última instância, em decisões de compra abaixo do ideal (Mudambi *et al.*, 2014).

Para os clientes, a prioridade reside em encontrar soluções para as suas perguntas, tais como identificar o melhor restaurante para uma experiência gastronómica excepcional,

² *Search Engine Optimization* na versão em língua inglesa.

onde possam apreciar um bom vinho e desfrutar de uma refeição de qualidade, sem preocupações quanto a possíveis desapontamentos ou frustrações e, onde o preço não represente um obstáculo.

No contexto da hospitalidade, particularmente no setor da restauração, o papel do eWOM é acentuado devido a vários fatores, que o consagram de forma relevante nos seguintes contextos:

- Fonte de informação: Consumidores atuais, com conhecimento tecnológico, frequentemente recorrem a fontes *online* para pesquisas antes de tomar decisões sobre onde ir (Gao, Tang, Wang & Yin, 2018). O eWOM, facilitado por meio de avaliações e classificações *online*, fornece informações sobre a qualidade da comida, o serviço e a experiência global em um determinado restaurante.
- Elemento de confiança e credibilidade: Os consumidores tendem a confiar mais nas experiências e opiniões de seus pares do que no conteúdo promocional criado pelo próprio restaurante. Isso torna o eWOM uma fonte de informação altamente credível que pode influenciar significativamente as decisões dos consumidores (Gavilan *et al.*, 2018).
- Aumento da visibilidade: O eWOM contribui para aumentar a visibilidade *online* de um restaurante (Zhang *et al.*, 2010). Quando os clientes publicam avaliações ou partilham suas experiências gastronômicas, isso pode elevar o *ranking* do restaurante nos mecanismos de busca, facilitando sua descoberta por potenciais clientes.
- *Feedback* do cliente: O eWOM atua como um valioso mecanismo de *feedback* para os restaurantes, permitindo que compreendam as expectativas e preferências dos clientes, bem como as áreas que necessitam de melhorias. (Sahelices-Pinto, Lanero-Carrizo, Vazquez-Burguete & Gutierrez-Rodriguez, 2018). O envolvimento com avaliações *online* também pode destacar o compromisso de um restaurante com a satisfação do cliente.
- Impacto nas vendas: O eWOM positivo pode impulsionar o aumento das vendas, atraindo novos clientes e promovendo a fidelização. (Nazlan *et al.*, 2018). Por outro lado, o eWOM negativo pode dissuadir potenciais clientes, enfatizando a necessidade de os restaurantes oferecerem uma experiência gastronômica superior.

Diante dessas considerações, é imperativo que os restaurantes adotem uma perspectiva proativa na gestão do eWOM (Tiago, T., Tiago, F. & Amaral, 2014). Isso pode incluir incentivar clientes satisfeitos a partilhar suas experiências positivas *online* e abordar avaliações negativas de maneira construtiva, aproveitando o *feedback* para melhorar a qualidade do serviço e garantir o mais alto nível possível de satisfação do cliente.

2.2. Conteúdos gerados pelos consumidores (*User Generated Content*)

A diversidade de plataformas de *web user reviews*, de que é exemplo o TripAdvisor, proporciona aos utilizadores a possibilidade imediata de partilhar avaliações, comentários e fotografias sobre suas experiências, constituindo o que é comumente designado como *User Generated Content* (UGC), (Tiago *et al.*, 2015).

Esse conteúdo é criado pelos próprios consumidores com o objetivo de apoiar outros consumidores em suas decisões de consumo (Smith, Fischer & Yongjian, 2012). Com o aumento exponencial do uso das redes sociais como canal de *marketing*, as vozes dos consumidores ganharam relevância e autoridade (Ludwig *et al.*, 2013).

O conceito de *Consumer Generated Media* (CGM) levanta preocupações sobre a autenticidade dos *sites* mais populares, uma vez que é de conhecimento geral a ocorrência de casos em que diretores ou proprietários se fazem passar por consumidores, incentivando colaboradores a escrever *feedbacks* negativos nas páginas de seus concorrentes (Smith, 2013; Streitfield, 2011; Tuttle, 2012).

A credibilidade do *site* é outro critério extremamente relevante. Estudos apontam que os *feedbacks* em *sites* corporativos são considerados menos confiáveis em comparação com *sites* não transacionais, tais como o TripAdvisor (Park, Lee & Han, 2007). Esta plataforma, voluntária por natureza, ganhou a confiança dos consumidores em relação ao processo de tomada de decisão devido ao conteúdo produzido por seus utilizadores e pares (Sweeney, Danaher & McColl-Kennedy, 2008).

O grande volume de comentários disponíveis reforça a credibilidade, uma vez que supera a tendência de percepções pessoais e experiências individuais (que podem não ser generalizáveis), além de reduzir a influência de opiniões falsas que possam surgir do anonimato proporcionado pelas plataformas digitais, fazendo com que a mensagem seja percebida como mais genuína (Pacheco, 2018).

A importância dos comentários é diretamente afetada pelo número de votos que recebem, com os utilizadores que têm uma classificação mais elevada, sendo percecionados como

mais experientes e confiáveis (Jakovpović, 2016). Os novos membros muitas vezes são motivados a deixar comentários, procurando aumentar o seu *status* e reconhecimento, enquanto os utilizadores mais experientes, que já alcançaram um nível elevado de reconhecimento, podem ter menos incentivo para continuar a interagir (Freitas, 2017).

Geralmente, os comentários nas plataformas surgem por dois motivos: quando o consumidor ficou extremamente satisfeito ou muito insatisfeito (Litvin, Goldsmith & Pan, 2008). As avaliações positivas são fruto de experiências gratificantes com o produto ou serviço, enquanto as avaliações negativas resultam de más experiências, geralmente partilhadas com o objetivo de desencorajar potenciais interessados.

Nessas situações, é sempre recomendável e, muitas vezes necessário, que o gestor, diretor ou proprietário do negócio responda ou forneça uma explicação apropriada, especialmente quando se trata de um cliente insatisfeito. O objetivo é transformar a experiência negativa de um cliente em uma oportunidade para o reconquistar (Pantelidis, 2010).

Se antes um cliente insatisfeito poderia influenciar apenas alguns amigos ou conhecidos em seu círculo social, atualmente, esse impacto pode alcançar um número consideravelmente maior de pessoas, devido à disseminação rápida e ampla das avaliações *online*. Portanto, estes comentários devem ser encarados pelos gestores como uma oportunidade e, não uma ameaça, para melhorar o desempenho do negócio (Litvin *et al.*, 2008).

Os comentários, sejam eles positivos ou negativos, merecem sempre resposta. Os comentários positivos devem ser agradecidos, com o convite para uma nova visita, enquanto aos comentários negativos deve-se pedir desculpas, reconhecendo as falhas e assumindo um compromisso em corrigi-las. Essa postura demonstra comprometimento e preocupação genuína com a satisfação do cliente (Santos, 2019).

A atenção contínua e a monitorização constante dos conteúdos publicados são fundamentais para os gestores (Sathe & Randhave, 2018) permitindo-lhes adotar estratégias eficazes para responder às avaliações dos clientes e, ao mesmo tempo, compreender suas necessidades e exigências.

Descobrir as alterações operacionais que podem ser implementadas e como elas serão efetivadas torna-se uma questão relevante para a gestão do negócio.

Logo, estar ciente do *feedback* dos clientes e responder de forma adequada pode ser uma valiosa ferramenta para melhorar a imagem do restaurante e aumentar a satisfação dos

clientes, além de contribuir para um relacionamento mais próximo e positivo entre o negócio e seus consumidores (Ludwig *et al.*, 2013; Mudambi *et al.*, 2014).

2.3. A complexidade de medir a experiência num restaurante

A relação entre a satisfação do cliente e os seus comportamentos e intenções positivas destaca a importância de identificar os atributos que estão alinhados com as expectativas dos clientes e sua correlação com respostas favoráveis (Liu & Jang, 2009).

Logo, é benéfico para os restaurantes desenvolver estratégias que melhorem sua vantagem competitiva. Dada a associação entre a qualidade percebida, a satisfação do cliente e seus comportamentos, é crucial investigar como esses atributos os afetam (Liu & Jang, 2009). Esses atributos estão estreitamente relacionados à satisfação e às avaliações dos clientes sobre os restaurantes.

No entanto, determinar esses atributos, inequivocamente, tem sido, no domínio da investigação um desafio, devido às opiniões divergentes entre os investigadores, tanto em relação ao número quanto ao tipo de atributos que devem ser considerados ao avaliar a qualidade do restaurante (Tiago *et al.*, 2015).

O impacto das avaliações *online* nos processos de tomada de decisão do cliente e nas vendas dos produtos já foi alvo de vários estudos relativamente bem documentados. São especialmente importantes para a restauração já que o aumento de uma estrela na classificação do Yelp, por exemplo, pode trazer ao restaurante um aumento superior a 5% nas receitas (Luca, 2011).

Outras pesquisas revelaram que os clientes não escolhem restaurantes com uma avaliação inferior a 3 estrelas/pontos (numa escala de 5) e Bassig (2019) afirma que 80% dos clientes tendem a usar um filtro de classificação ao procurarem um restaurante. Por isso, se uma avaliação não for devidamente classificada, esta pode influenciar a pontuação geral de um restaurante e afetar a decisão dos clientes, assim como, o desempenho do mesmo.

Assume-se que as avaliações numéricas estão alinhadas com o sentimento expresso nos textos, todavia, acontece que nem sempre a classificação fornecida por um cliente corresponde, ou seja, é consistente com o contexto da própria avaliação. (Santos, 2019). Por vezes, escrevem-se frases com conotação negativa apesar de aparecerem classificações com 4 ou 5 estrelas, sendo que, por norma, 1 corresponde a “péssimo” e 5 a “excelente”. Podem derivar de um clique accidental, porém, este “acidente” poderá

influenciar a reputação de um negócio e os próprios *sites* de avaliação. Assim, mais importante do que olhar para os pontos ou estrelas, é ler os comentários, que espelham o sentimento da experiência vivida (Santos, 2019).

As discrepâncias entre os comentários escritos e as classificações numéricas já foram alvo da atenção de investigadores (Lo & Yao, 2019; Zhang, Zhao, Cheung & Lee, 2014), no entanto, estudos que identificam as opiniões e sentimentos dos clientes em relação a um restaurante são mais escassos.

Adicionalmente, os comentários *online* desempenharam um papel crucial durante o período mais crítico da pandemia, auxiliando os consumidores na tomada de decisões mais seguras e contribuindo para a sobrevivência do setor da restauração em tempos difíceis. Nesse cenário, é relevante considerar o comportamento do consumidor, a sua partilha de experiências e o impacto que isso tem sobre outros consumidores.

Se por um lado a pandemia limitou a atividade económica, por outro acelerou mudanças tecnológicas nas empresas, assumindo-se assim como o novo acelerador digital (Veiga, 2021).

A *Rational Choice Theory* (Teoria da Escolha Racional), proposta por Gary Becker³ em 1976, assume uma importância preponderante tanto na economia quanto no contexto das ciências sociais. Baseia-se na premissa de que os indivíduos tomam decisões racionais com o objetivo de maximizar sua utilidade, considerando as restrições que enfrentam. A teoria de Becker diz que os indivíduos são racionais e fazem escolhas para maximizar a sua satisfação ou utilidade de acordo com as informações disponíveis, escolhendo ações que resultam no maior benefício ou utilidade, considerando custos e benefícios.

Por sua vez, Kotler, Kartajaya e Setiawan (2010) referem que o *marketing* passou a ver os clientes não como meros consumidores, mas como entidades complexas e multidimensionais. Escolhendo marcas e empresas que ofereçam não apenas produtos de qualidade, mas também que estejam alinhados com os seus princípios e identidade pessoal. Esta “evolução” do *marketing*, passa de um modelo vertical para um modelo mais horizontal, no qual os consumidores desempenham um papel mais ativo na criação e disseminação da mensagem. O que tradicionalmente se processava de empresa para consumidor, passou a ocorrer de consumidor para consumidor.

³ Gary Becker ganhou o Prémio Nobel de Economia em 1992 e teve um impacto significativo em várias áreas da economia e da análise comportamental, aplicando princípios de tomada de decisão racional a uma ampla gama de tópicos sociais e económicos.

De acordo com Nazlan *et al.* (2018), existem evidências que o *feedback* negativo tenha mais impacto nas decisões de um consumidor do que uma informação positiva, uma vez que as informações negativas provocam reações emocionais mais fortes.

Segundo o relatório *Nielsen Global Trust in Advertising* de 2021 (estudo internacional que analisa as atitudes dos consumidores em relação a diferentes formas de publicidade), 88% dos inquiridos confiam mais nas recomendações de pessoas conhecidas.

Essa pesquisa analisou a forma como os consumidores oriundos de 56 países de diferentes regiões do mundo (Europa, Médio Oriente, África, América do Norte, América Latina, e Ásia) percebem a publicidade e em quem confiam ao tomar decisões de compra.

A Teoria do Contágio Social (*Social Contagion Theory*) é um conceito que se baseia na ideia de que as ações, comportamentos e emoções das pessoas podem ser influenciados pelo ambiente social em que se inserem. Essa teoria sugere que as interações sociais e a observação do comportamento de outras pessoas podem levar a mudanças comportamentais e emocionais em indivíduos.

A ideia central subjacente a esta teoria é que os indivíduos tendem a mimetizar o comportamento daqueles que os circundam, especialmente quando se encontram indecisos acerca de como proceder em determinadas circunstâncias. A mesma sugere que o comportamento, atitudes e opiniões de um indivíduo podem influenciar diretamente o comportamento, atitudes e opiniões de outros dentro do seu círculo social, criando um efeito de “contágio”.

Nesta abordagem, a opinião de um consumidor tem grande influência no seu círculo de amigos, pois com essas publicações estará a persuadi-los e, conseqüentemente também, outros possíveis interessados. Visualizar um *feedback* positivo exerce um impacto no comportamento do consumidor, pois induz a percepção de que está em causa um produto ou serviço de elevada qualidade, coagindo-o, de forma involuntária, a efetuar a aquisição. Compreender os fatores motivacionais que levam os consumidores a publicar um eWOM positivo auxilia também os gestores de restaurantes a direcionar os seus esforços de *marketing* de forma mais eficaz, alimentando o ciclo de trazer mais opiniões e mais visitas de clientes (Jeong & Jang, 2011).

Segundo Floyd, Freling R., Alhoqail, Cho e Freling T. (2014), as opiniões desempenham um papel fundamental na mudança de atitudes dos consumidores. Avaliações positivas têm o potencial de maximizar a probabilidade de escolha do consumidor em relação a um produto ou serviço, enquanto avaliações negativas, têm o efeito oposto, afastando

potenciais compradores. Além disso, Tsang e Prendergast (2009) sugerem que as opiniões negativas tendem a ter um maior impacto, na medida que são mais influentes e difíceis de ignorar do que as opiniões positivas.

Ainda nesta problemática, é de referir que, como complemento, o uso eficaz de técnicas de *Big Data* e de análise de dados beneficiam as empresas em geral, ao refletirem as experiências dos clientes:

- Entendimento aprofundado do cliente (recolha e análise dos seus dados, informações de compras, histórico de interações e preferências).
- Personalização (as empresas podem personalizar as suas ofertas e comunicações atendendo às preferências individuais dos clientes).
- Detecção de tendências (revela tendências emergentes do comportamento do cliente, permitindo às empresas adaptarem-se rapidamente às mudanças nas preferências do mesmo e do mercado, mantendo-se competitivas).
- Melhoria da satisfação do cliente (identifica áreas de insatisfação por meio da análise de dados, podendo as empresas tomar medidas para melhorar a qualidade dos seus produtos e serviços, tornando os clientes mais satisfeitos e leais).
- Previsão da procura (ajuda as empresas a prever a procura pelos seus produtos ou serviços, otimizando a produção e reduzindo custos).
- Gestão de *feedback* (permite às empresas acompanhar o *feedback* dos clientes em tempo real de modo a rapidamente identificarem os problemas e a tomar as medidas corretivas).
- Segmentação de clientes (as empresas podem dividir os clientes com base em diversos critérios, como comportamentos de compra, demografia e preferências, permitindo criar estratégias de *marketing* mais direcionadas).
- Melhoria da experiência do utilizador (em determinados setores, poderá ser usada para entender como os clientes interagem com os produtos e identificar as áreas onde a sua experiência poderá ser melhorada).

No entanto, o aumento exponencial das avaliações virtuais torna complicado e dispendioso realizar análises de conteúdo de forma manual e tradicional, dado que as avaliações tendem a ser extensas e numerosas (Santos, 2019).

Analisar cada uma delas manualmente exigiria uma quantidade significativa de recursos humanos e tempo. A subjetividade e a diversidade das opiniões dos consumidores tornam

a análise manual menos eficaz na obtenção de *insights* significativos. O investimento e o acesso limitado de recursos tornam necessário saber o que realmente os consumidores procuram, levando a que diversas PME recorram a soluções automatizadas de análise de dados com esse propósito.

2.4. Explorando as múltiplas facetas do eWOM na indústria da restauração

Em Portugal, existem diversas plataformas/aplicações populares para pesquisar restaurantes e fazer reservas, como o TripAdvisor, TheFork, Zomato, Google Maps, Foursquare e Yelp, entre outras. Essas plataformas oferecem recursos de localização e permitem que os clientes deixem comentários/avaliações sobre suas experiências.

Entre elas, o TripAdvisor é especialmente proeminente, abrangendo também o setor de viagens e turismo, sendo reconhecido como uma ferramenta indispensável para a tomada de decisões dos utilizadores, particularmente no setor da restauração.

Ao optar pelo TripAdvisor, os utilizadores sentem-se mais seguros devido à sua ampla reputação internacional, diminuindo suas preocupações com possíveis fraudes.

A opinião dos consumidores reais é considerada mais credível pelos utilizadores do que a informação fornecida pelos próprios estabelecimentos (Smith, Menon & Sivakumar, 2005). O que realmente importa para os utilizadores é a qualidade percebida e a experiência real vivenciada, em comparação com suas expectativas.

Na tabela 2.1. elaborou-se um resumo das características de cada uma delas.

Tabela 2.1. Resumo das principais plataformas no domínio da restauração

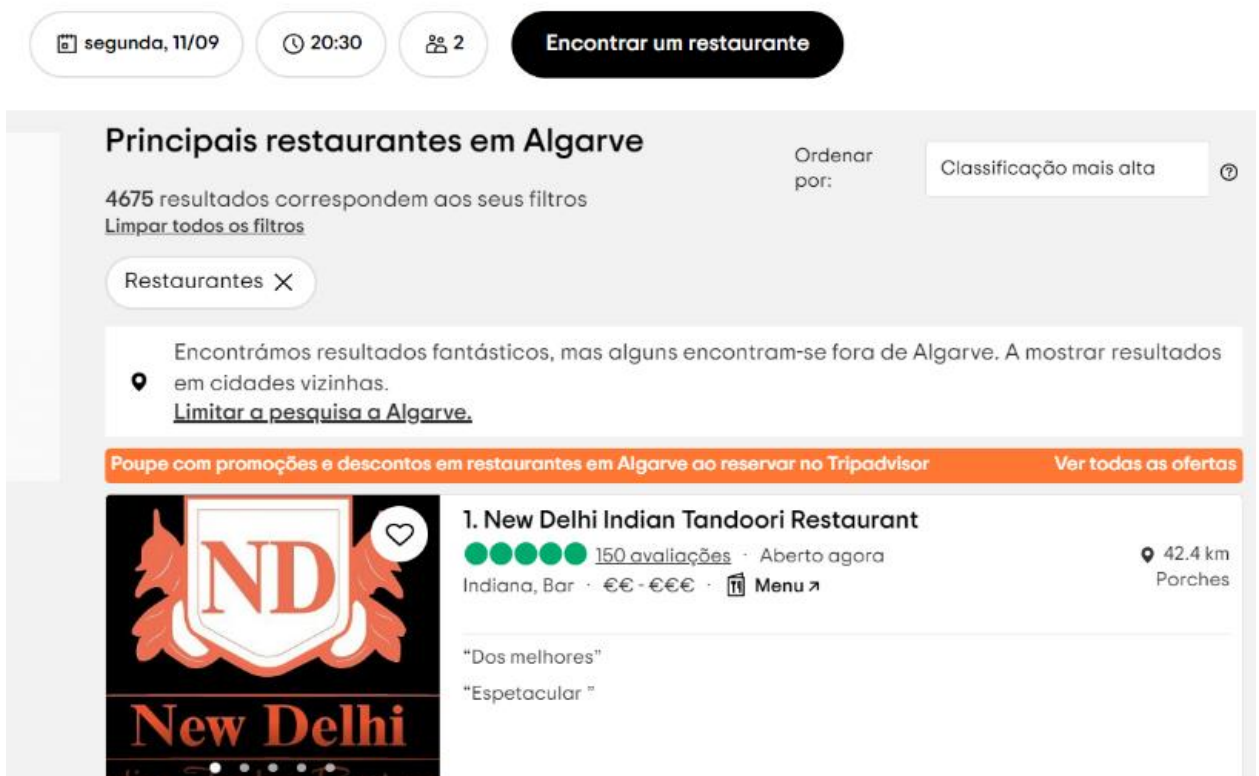
Plataforma	Função	Contexto	Números	Países de Destaque	Recursos
TripAdvisor	Encontrar e reservar hotéis, restaurantes, voos e atrações turísticas em todo o mundo	Avaliações de hotéis, restaurantes e atrações	+ 859 milhões de avaliações e opiniões; 49 mercados e 28 idiomas	Global	avaliações, classificações, fotos, fóruns, guias de viagens, aplicativo móvel https://www.tripadvisor.pt
TheFork	Encontrar e reservar restaurantes na Europa, América Latina e Austrália	Reserva de restaurantes e avaliações	+ 20 milhões de avaliações e visitas mensais; 60.000 restaurantes	Europa e Austrália	fotos, reservas <i>online</i> , ofertas especiais, aplicativo móvel https://www.thefork.pt
Zomato	Encontrar e pedir comida de restaurantes	Guia de restaurantes com avaliações e informações	+ 80 milhões de utilizadores mensais; + 1.4 milhões de restaurantes em 24 países	Global	avaliações, fotos, <i>menus</i> , reservas <i>online</i> , aplicativo móvel https://www.zomato.com/pt
Google Maps	Encontrar e navegar para locais de interesse em todo o mundo	Mapeamento e avaliações locais	+ 1 bilhão de utilizadores mensais; 40 idiomas; + 20 milhões de informações diárias	Global	avaliações, fotos, vídeos, rotas, <i>street view</i> , direções, informações de negócios, aplicativo móvel https://www.google.com/intl/pt
Foursquare	Descobrir e avaliar locais de interesse em todo o mundo	Dicas locais, avaliações e descoberta de lugares	+ 50 milhões de utilizadores mensais; + 190 países;	Global	avaliações, recomendações, listas, fotos, recomendações personalizadas, aplicativo móvel https://pt.foursquare.com
Yelp	Encontrar e avaliar locais em vários países	Avaliações e recomendações de negócios locais	178 milhões de utilizadores; 206 milhões de avaliações em 35 países	EUA (principalmente)	avaliações, fotos, ofertas, reservas <i>online</i> , aplicativo móvel https://www.yelp.pt

Por exemplo, na categoria "Restaurantes Algarve" da plataforma do TripAdvisor, encontram-se listados 4.675 restaurantes e demais estabelecimentos, como refeições rápidas, sobremesas, café e chá, pastelarias, *bares* e *pubs*, mercado de gastronomia especializada e outras opções de entrega.

Essa vasta quantidade de informações disponibilizadas torna o TripAdvisor uma fonte valiosa para pesquisar restaurantes e tomar decisões informadas no setor da restauração.

O TripAdvisor é uma das maiores plataformas de viagens do mundo, fundada em 2000, e oferece avaliações, recomendações e informações sobre alojamentos, restaurantes, experiências, companhias aéreas e cruzeiros. Segundo informações do próprio *site*, a plataforma possui mais de 859 milhões de avaliações e opiniões sobre 8,6 milhões de estabelecimentos, disponíveis em 49 mercados e 28 idiomas.

Figura 2.3. TripAdvisor



The screenshot displays the TripAdvisor search interface for restaurants in Algarve. At the top, there are filter buttons for the date "segunda, 11/09", time "20:30", and number of people "2". A prominent black button labeled "Encontrar um restaurante" is visible. Below the filters, the main heading reads "Principais restaurantes em Algarve". To the right, there is a sorting dropdown menu set to "Classificação mais alta". The search results indicate "4675 resultados correspondem aos seus filtros" and include a link to "Limpar todos os filtros". A filter for "Restaurantes" is active. A message states: "Encontrámos resultados fantásticos, mas alguns encontram-se fora de Algarve. A mostrar resultados em cidades vizinhas. [Limitar a pesquisa a Algarve.](#)". An orange banner promotes savings with promotions and discounts on restaurant reservations in Algarve. The first search result is "1. New Delhi Indian Tandoori Restaurant", featuring a logo with "ND" and "New Delhi". The listing includes a 5-star rating, "150 avaliações", "Aberto agora", "Indiana, Bar", price range "€€ - €€€", a "Menu" link, and a location "42.4 km Porches". Testimonials include "Dos melhores" and "Espetacular".

Fonte: TripAdvisor (2023)

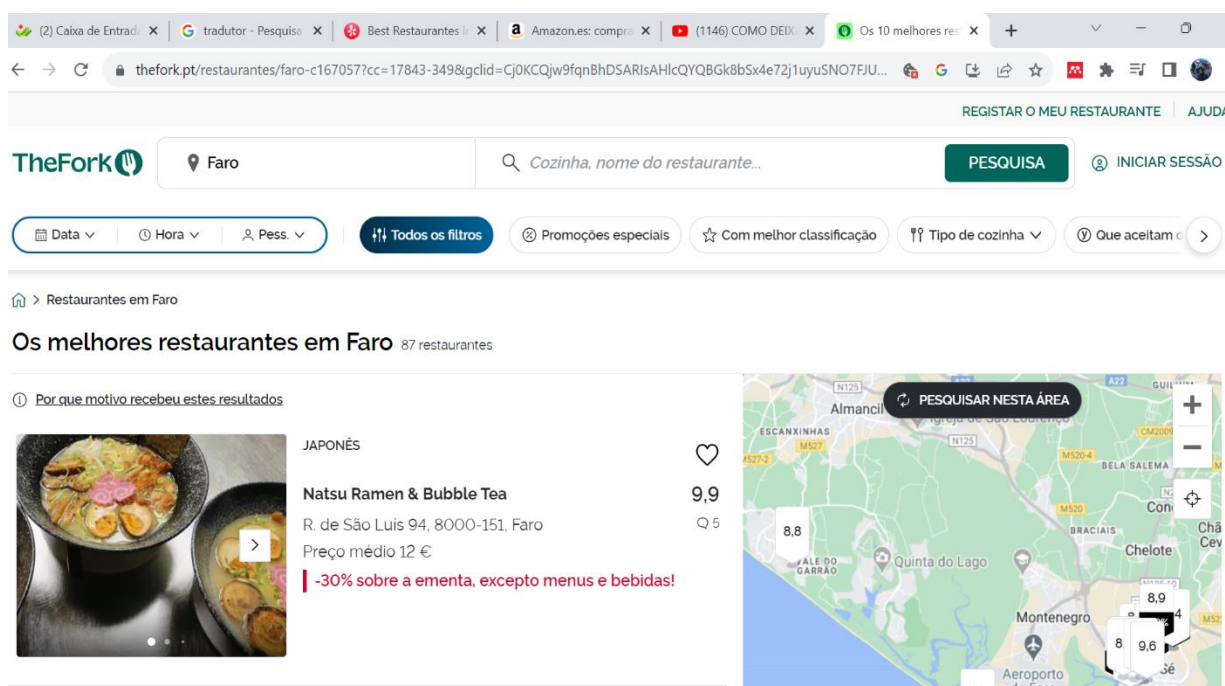
Na plataforma, os utilizadores registados podem fazer comentários e classificações de suas experiências com base em diversos critérios, como qualidade do serviço, localização, limpeza, preços, entre outros. Além disso, o TripAdvisor permite fazer reservas diretamente na plataforma, com opções de filtro que atendem às necessidades dos utilizadores.

TripAdvisor também oferece um programa de incentivos que permite a acumulação de pontos através de reservas realizadas e avaliações publicadas. Esses pontos podem ser posteriormente trocados por descontos em hotéis e restaurantes dentro da oferta disponibilizada pela plataforma.

O TheFork é outra plataforma de grande notoriedade que reúne opiniões e comentários de clientes sobre restaurantes, permitindo a reserva de mesa *online* com confirmação imediata, bem como a oferta de descontos e promoções exclusivas de, até 50% nos restaurantes aderentes.

O TheFork também permite a acumulação de Yums, que podem ser trocados por descontos em refeições futuras. A plataforma conta com mais de 60.000 restaurantes e mais de 20 milhões de avaliações, recebendo visitas mensais significativas. (TheFork, 2023).

Figura 2.4. TheFork



Fonte: TheFork (2023)

Em 2014, o TripAdvisor Media Group adquiriu o TheFork e essa união mostrou-se bem-sucedida, proporcionando uma forte conexão entre clientes e restaurantes em todo o mundo. Os serviços do TheFork estão integrados nos perfis dos restaurantes anunciados no TripAdvisor, ampliando a oferta e a experiência dos utilizadores.

O Zomato é uma plataforma dedicada exclusivamente à restauração e foi lançada em 2008, na Índia, conectando clientes, restaurantes e parceiros. Zomato Portugal surge em 2014 e permite aos seus utilizadores procurar e avaliar restaurantes, assim como visualizar *menus*, fotos e informações de contacto. Também é possível escrever e consultar opiniões de outros utilizadores, fazer reservas, encomendar comida e até pagar pela aplicação, tanto no serviço de entrega como no próprio restaurante (Zomato, 2023).

Figura 2.5. Zomato



Fonte: Zomato (2023)

O Zomato Pro inclui um programa de subscrição com ofertas e descontos, onde os subscritores poderão ter acesso a privilégios em alguns dos melhores restaurantes e bares de Lisboa e Porto (Zomato, 2023).

A plataforma Google Maps proporciona uma ampla gama de informações relacionadas à indústria da restauração, incluindo dados sobre estabelecimentos, avaliações de utilizadores, galerias de imagens e direções para chegar a locais específicos.

Em essência, o Google Maps tem a capacidade de integrar informações relevantes no mapa, identificando pontos de interesse, incluindo negócios da área de restauração. Esta plataforma tornou-se um serviço essencial utilizado diariamente por milhões de indivíduos. Além de fornecer informações sobre estabelecimentos, permite aos utilizadores classificar as suas experiências, partilhar imagens e deixar comentários (Google, 2023).

Figura 2.6. Google Maps



Fonte: Google Maps (2023)

Alguns recursos e funcionalidades do Google Maps:

Navegação: fornece orientações detalhadas para navegação de carro, transporte público, bicicleta ou a pé. Os utilizadores inserem um endereço de partida e um destino e recebem rotas precisas, com estimativa de tempo de viagem e instruções sobre o trânsito em tempo real.

- Pesquisa de lugares: exhibe informações detalhadas sobre lugares específicos, como restaurantes, hotéis, lojas, postos de gasolina, atrações turísticas entre outras. Fornece ainda informações sobre o horário de funcionamento, avaliações de outros e fotos.

- Visualização a 360°: através do *street view* é possível visualizar imagens panorâmicas das ruas e locais em muitas cidades, permitindo a sua visita virtual antes da visita real.
- Exploração da área: é possível explorar a área em redor para encontrar restaurantes, pontos de interesse, serviços entre outros. É perfeito para descobrir lugares novos e encontrar atividades nas proximidades.
- Comentários e avaliações: é possível fazer comentários e avaliações sobre os locais visitados, compartilhando experiências e opiniões.
- Integração com outras plataformas: está integrado com outras plataformas e serviços, como: reservas de restaurantes, pedidos de entrega de alimentos, informações de transporte público e outros, permitindo a realização de determinadas ações.

Já a plataforma Foursquare surgiu em 2009 unindo as funcionalidades do sistema de GPS e a interatividade das redes sociais. Nessa altura, o desafio era as pessoas irem aos locais, fazerem *check-in* e partilharem a sua posição, tecendo comentários sobre os locais que visitavam, permitindo que os seus amigos e contactos, passassem a ter acesso às avaliações e comentários que publicavam.

Acabou por se tornar um guia cultural e gastronómico.

Figura 2.7. Foursquare



Fonte: Foursquare (2023)

Na atualidade, está mais direcionado para a análise de *Big Data*. Segundo o seu *site*, o que as pessoas experimentam no mundo real e os lugares que frequentam são reflexos de quem são e dos seus interesses mais pessoais.

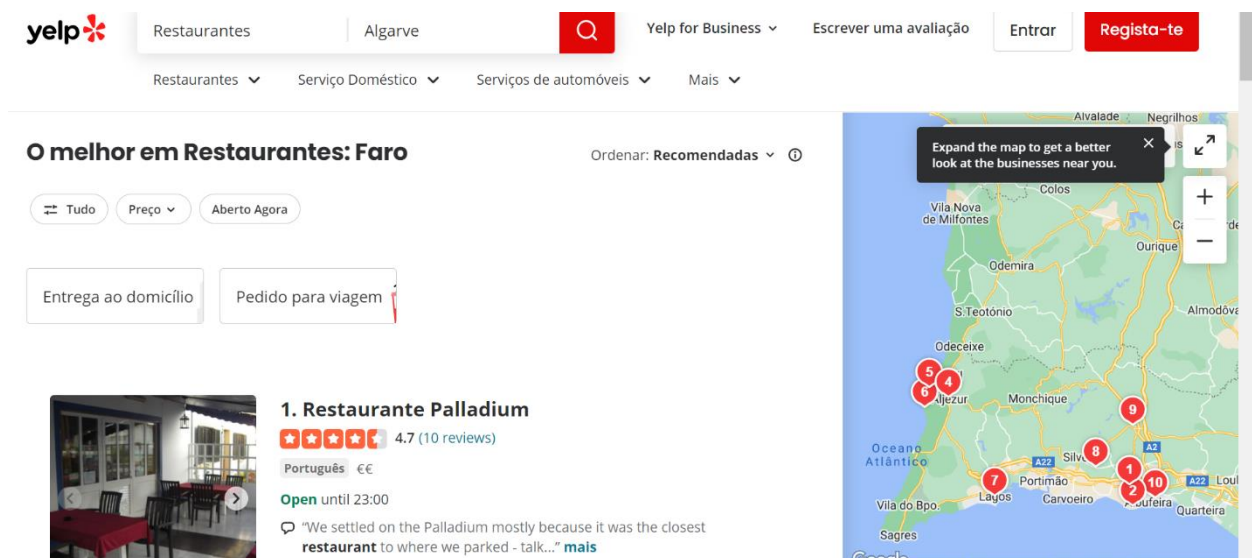
O seu objetivo é ajudar as principais empresas globais a criar melhores experiências para os clientes e resultados de negócios mais inteligentes. Sendo a sua missão criar tecnologia que permita criar pontes entre espaços digitais e lugares físicos (Foursquare, 2023).

O Yelp é outra plataforma popular que oferece informações e avaliações de negócios locais. Fundada em 2004, permite que os utilizadores descubram e avaliem uma ampla variedade de estabelecimentos, incluindo restaurantes, bares, lojas e muito mais.

A sua principal missão é fornecer aos seus utilizadores avaliações e opiniões de outros utilizadores. Essas avaliações auxiliam as pessoas a tomar decisões baseadas sobre onde comer, onde comprar ou que serviços usar.

Oferece ainda recursos adicionais, como informações sobre o horário de funcionamento, endereço, contacto telefónico ou *site*. Disponibiliza recursos de entrega ou pedidos *online* em algumas áreas (Yelp, 2023).

Figura 2.8. Yelp



Fonte: Yelp (2023)

Atendendo à temática da dissertação e a sua pertinência, a plataforma TripAdvisor, em Portugal, foi selecionada como a escolha mais adequada para a implementação prática descrita nos capítulos 3 e 4.

Esta seleção baseia-se na ênfase que o TripAdvisor atribui ao setor turístico, assim como na abundância de informações e avaliações relacionadas com restaurantes na região algarvia. É importante salientar que o TripAdvisor usufrui de reconhecimento global e é líder no domínio das avaliações e recomendações de viagens, devido ao seu alcance internacional e ao histórico estabelecido.

O TripAdvisor ganhou destaque ao longo dos anos, tornando-se uma das plataformas mais populares e confiáveis entre os utilizadores. Tiago *et al.* (2014) afirmam que é a plataforma mais amplamente utilizada globalmente para fins turísticos. Segundo um estudo levado a cabo por Xiang *et al.* (2017) o TripAdvisor aparece como uma das 3 principais plataformas de avaliação *online*.

2.5. Definição de um referencial multidimensional para avaliar a experiência num restaurante

Como requisito fundamental para operacionalizar um sistema de extração de informação a partir dos comentários *online* de clientes de restaurantes, torna-se necessário definir previamente quais são os atributos relevantes que devem caracterizar a experiência de um cliente num restaurante de forma abrangente e detalhada.

Como se viu, esta é uma questão subjetiva e não consensual que tem sido alvo de diversa discussão académica (Liu & Jang, 2009; Pacheco, 2018; Tiago *et al.*, 2014;).

2.5.1. A satisfação do consumidor como ponto de partida

O conceito de satisfação do consumidor tem sido objeto de extensa investigação académica. Liu e Jang (2009) apresentam um estudo nesta área, ligando a satisfação do consumidor às intenções e comportamentos positivos. É este o contexto onde a experiência do cliente se desenrola.

Entender os fatores que contribuem para a satisfação do consumidor não é apenas uma questão académica, mas também uma necessidade prática. Pantelidis (2010) argumenta que é imperativo para os restaurantes compreenderem esses atributos se quiserem manter uma vantagem competitiva no mercado.

2.5.2. A complexidade da qualidade da comida

No cerne da experiência do cliente em restaurantes está a qualidade da comida. É um atributo frequentemente citado como o mais crítico para a satisfação do cliente. Angnes e Moyano (2013), são apenas alguns dos muitos autores que têm analisado este atributo em detalhe.

Mas a qualidade da comida é um conceito multifacetado. Envolve não apenas o sabor, mas também a apresentação, a diversidade do *menu* e outros fatores. Olsson e Brandt (2015) exploram ainda mais este atributo, dividindo-o em subatributos como a qualidade intrínseca dos ingredientes, a forma como a comida é apresentada e a diversidade da ementa.

2.5.3. A subjetividade da qualidade do serviço

O próximo atributo a considerar é a qualidade do serviço. Enquanto a qualidade da comida pode ser relativamente fácil de medir, a qualidade do serviço é muito mais subjetiva. É neste ponto que a simpatia e a rapidez do serviço ganham relevo, tal como destacado por Pantelidis (2010).

Silva, Medeiros e Costa (2009) contribuem para esta discussão, sugerindo que a satisfação do cliente muitas vezes depende da lacuna entre as suas expectativas e a performance real do serviço. Este é um campo complexo que requer uma compreensão profunda das interações humanas, algo que Liu e Jang (2009) exploram em detalhe em seus trabalhos.

2.5.4. O papel do ambiente

Outro atributo que não deve ser ignorado é o ambiente do restaurante. Angnes e Moyano (2013) e Meister (2008) são dois dos muitos autores que têm explorado o impacto do ambiente na experiência do cliente.

O ambiente inclui não apenas a decoração física do espaço, mas também outros fatores sensoriais como a sonoridade e a limpeza. Cada um desses elementos contribui para a atmosfera global do restaurante e, por extensão, para a satisfação do cliente.

2.5.5. Preço e relação qualidade/preço

Outro fator crucial na fórmula da satisfação do cliente é o preço ou, mais especificamente, a relação qualidade/preço. Carvalho *et al.* (2020) fornecem uma análise detalhada de como o preço influencia a perceção do cliente e, portanto, a sua satisfação geral. Este

atributo é complexo e multifacetado, envolvendo não apenas o custo real dos alimentos e serviços, mas também a percepção do valor pelo cliente.

2.5.6. A importância da localização

A localização é muitas vezes subestimada como um fator na satisfação do cliente, mas é, no entanto, crucial. Carvalho, Saldanha e Amaral (2020) e Angnes e Moyano (2013) são apenas alguns dos autores que têm destacado a importância da localização. Isto pode incluir não apenas a acessibilidade física do restaurante, mas também outros fatores como a vista do estabelecimento.

Em síntese, a definição de um referencial multidimensional para avaliar a experiência num restaurante é uma tarefa complexa que requer obrigatoriamente uma abordagem multifacetada.

Assim, tendo em conta a cobertura dos principais aspetos apresentados na literatura académica, neste trabalho definiu-se o seguinte referencial de atributos e subatributos (indicado na tabela 2.2.) como matriz base, a utilizar na metodologia proposta, desenvolvida nos capítulos seguintes.

Tabela 2.2. Atributos e subatributos

Atributos	Subatributos	Autores
Comida	Sabor Apresentação Diversidade	Ha e Jang, 2010; Namkung e Jang, 2008; Pantelidis, 2010;
Serviço	Simpatia Rapidez	Liu e Jang, 2009; Pantelidis, 2010; Silva, Medeiros e Costa, 2009;
Ambiente	Decoração Sonoridade Limpeza	Angnes e Moyano, 2013; Meister, 2008; Pantelidis, 2010;
Preço	Relação qualidade/ Preço	Pantelidis, 2010;
Localização	Acessibilidade Vista	Angnes e Moyano, 2013; Meister, 2008;

2.6. Análise semântica e técnicas de Processamento Linguagem Natural (PLN)

A análise semântica em conjunto com a extração de conceitos, utilizam diversas técnicas de PLN e de aprendizagem automática. Entre essas técnicas destacam-se os *embeddings* e modelos pré-treinados como OpenAI e BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) (Poria, Cambria & Gelbukh, 2016).

Estes métodos permitem a transformação das avaliações dos clientes em representações numéricas, conhecidas como *embeddings*, que são subsequentemente utilizadas para identificar padrões semânticos e temáticos nos textos analisados (Mikolov, Chen, Corrado & Dean, 2013; Pennington, Socher & Manning, 2014).

Para além disso, várias técnicas de extração de conceitos, como *clustering* e análise de tópicos, podem ser implementadas adicionalmente para agrupar as avaliações dos clientes com base na sua similaridade temática. Este agrupamento permite identificar os principais conceitos e temas mencionados pelos consumidores (Blei, Ng & Jordan, 2003).

Bauer e Gaskell (2003) acrescentam que o processo envolve a categorização de palavras e sinónimos em "nuvens de palavras dinâmicas", que identificam e agrupam palavras em categorias específicas dentro de textos não estruturados.

O resultado dessas técnicas analíticas assume um papel fundamental na compreensão das principais preocupações e preferências dos clientes, nomeadamente no setor da restauração.

Podem-se considerar diversos atributos, como a qualidade da comida, os serviços prestados, o ambiente, o preço e a localização. A riqueza dos dados obtidos a partir das numerosas avaliações *online* de restaurantes torna-se assim uma fonte valiosa para a compreensão dos sentimentos e preferências dos consumidores.

Paralelamente, o uso de *embeddings* de palavras e frases possibilita ainda a extração de características de alta qualidade a partir dessas avaliações, fornecendo recursos úteis para atividades de modelagem preditiva ou classificação.

A análise de sentimentos, ou a exploração de opiniões, que classifica uma avaliação como positiva, negativa ou neutra, representa uma aplicação notável aperfeiçoada pela utilização de *embeddings* (Yu, Wang, Lai & Zhang, 2017).

Tais métodos transformam o texto em representações numéricas, permitindo a aplicação de diversas técnicas de aprendizagem automática para fornecer *insights*, assim como identificar temas recorrentes em avaliações negativas ou antecipar níveis futuros de satisfação dos clientes (Tang & Liu, 2015).

Técnicas de PLN, incluindo modelos de *embeddings* tais como Word2Vec, GloVe (*Global Vectors for Word Representation*) e FastText, têm sido amplamente utilizadas para analisar e extrair informações relevantes de textos, como avaliações de clientes (Poria *et al.*, 2016). Esses *embeddings* são representações numéricas multidimensionais de palavras que capturam semântica e relações entre palavras num espaço de alta dimensão (Mikolov *et al.*, 2013).

Especificamente no contexto de restaurantes, Li, Wu, Cui, Zhang, Y. e Zhang, L. (2020) propuseram um modelo de análise de sentimentos baseado em múltiplos *embeddings* (Word2vec e Bi-GRU (*Bidirectional Gated Recurrent Unit*)) que exibiu um desempenho relevante em comparação com modelos de análise de sentimentos tradicionais.

Na sua essência, o modelo Word2Vec, que recorre a Redes Neurais Artificiais (RNAs) para aprender representações profundas de palavras, é capaz de captar relações semânticas e sintáticas entre palavras, convertendo-as em vetores numéricos contínuos. Este modelo explora o contexto das palavras num *corpus* textual para criar tais vetores, que podem subsequentemente ser empregues para medir similaridades semânticas, resolver analogias e aperfeiçoar o desempenho em tarefas de PLN.

Em alternativa, o GloVe (*Global Vectors for Word Representation*) e o FastText são modelos de representação lexical que visam captar informações semânticas e sintáticas em vetores de palavras, recorrendo a técnicas distintas. Enquanto o GloVe utiliza a coocorrência estatística de palavras num *corpus* textual para criar representações vetoriais que preservam as relações semânticas e sintáticas entre palavras, o FastText, desenvolvido pelo *Facebook AI Research* (FAIR), expande os conceitos do Word2Vec, tratando também de subpalavras ou n-gramas. Esta particularidade torna o FastText especialmente eficaz no tratamento de palavras raras ou morfologicamente complexas.

Em paralelo, a Bi-GRU (*Bidirectional Gated Recurrent Unit*) representa uma arquitetura neuronal específica da classe das Redes Neurais Recorrentes (RNNs), que foram concebidas para capturar dependências temporais em sequências de dados. A Bi-GRU, ao ser bidirecional, processa a informação em ambas as direções na sequência, permitindo uma melhor captura de contextos semânticos. A sua arquitetura é uma evolução das RNNs tradicionais, desenhada para mitigar o problema do desvanecimento do gradiente, que é uma limitação na aprendizagem de dependências a longo prazo.

Outra alternativa relevante de modelo de *embeddings* é o USE. Este modelo tem origem na divisão de investigação da Google AI e emprega uma arquitetura de redes neuronais

baseada em transformadores para gerar incorporações de frases abrangentes e altamente informativas. Este modelo é universal devido à diversidade das tarefas e domínios linguísticos em que foi treinado, o que lhe permite criar *embeddings* de alta qualidade em múltiplos idiomas e contextos. É, portanto, utilizado numa variedade muito extensa de aplicações, desde *chatbots* a sistemas de recomendação, contribuindo para uma compreensão e processamento eficaz de texto.

É oportuno salientar que, cada um desses modelos apresenta benefícios e limitações intrínsecas, consoante o tipo de tarefa e as necessidades computacionais. Por exemplo, o Word2Vec e o GloVe são eficazes na transformação de palavras em vetores numéricos densos, que permitem ao sistema compreender semelhanças e relações semânticas entre palavras. O FastText é especialmente útil quando o tratamento de variantes léxicas ou erros de digitação é crucial. Por outro lado, a Bi-GRU sobressai em tarefas que exigem a compreensão de relações complexas em sequências de palavras.

Em síntese, os modelos descritos constituem contribuições significativas no domínio do PLN, cada um com abordagens e características específicas que se adequam a variadas tarefas de análise de texto.

Num contexto diversificado, modelos de aprendizagem profunda pré-treinados, tais como o *Generative Pre-trained Transformer* (GPT) da OpenAI e o BERT da Google AI, têm demonstrado também, notável versatilidade em diversas tarefas de PLN (Devlin, Chang, Lee & Toutanova, 2019). Estas arquiteturas podem ser ajustadas para realizar funções específicas, incluindo análise de sentimentos, classificação de texto e extração de conceitos.

Para ilustrar a aplicabilidade destes modelos, Wen *et al.* (2023) empregaram técnicas de *embeddings* baseadas no BERT e no ERNIE (*Enhanced Representation through Knowledge Integration*) na análise de sentimentos em avaliações *online* no setor do turismo.

Por sua vez, o BERT, desenvolvido em 2018, inovou ao considerar o contexto bidirecional — palavras anteriores e posteriores — durante o treino, permitindo uma compreensão mais apurada do significado contextual das palavras.

Similarmente, o modelo ERNIE, desenvolvido pela Baidu em 2019, incorpora conhecimento externo durante o seu treino para melhorar a compreensão do contexto e das relações entre palavras (Devlin *et al.*, 2019).

Já o modelo GPT da OpenAI, também baseado na arquitetura de transformador, destaca-se pela sua capacidade de gerar texto continuamente (Radford, Narasimhan, Salimans e Sutskever, 2018). Este modelo emprega um mecanismo de "atenção", crucial para o processamento de sequências de dados, conforme proposto por Vaswani, Shazeer, Parmar, Uszkoreit, Jones, Gomez, Kaiser e Polosukhin (2017) em "*Attention is All You Need*". Este mecanismo permite ponderar a importância de cada elemento numa sequência, criando uma representação contextualizada do mesmo.

O cerne da arquitetura de transformador reside em duas componentes principais: o codificador, que transforma a sequência de entrada em representações contextualizadas; e o decodificador, que gera sequências de saída com base nessas representações.

Esta arquitetura soluciona problemas associados às redes neuronais recorrentes, tais como o desaparecimento do gradiente, permitindo um treino mais eficaz e uma melhor captura de dependências de longo alcance (Vaswani *et al.*, 2017).

Estes avanços representam contribuições significativas para o campo do PLN, particularmente em aplicações industriais e académicas. Os desafios empresariais emergentes alimentam igualmente questões para pesquisa futura. As técnicas de PLN e os *embeddings* têm revolucionado, por exemplo, a análise de avaliações de clientes no setor do turismo, prometendo *insights* cada vez mais precisos sobre as necessidades e opiniões dos consumidores.

Observou-se, nos anos recentes, um incremento notável na utilização da Análise de Sentimento Baseada em Aspectos (ABSA) para o exame aprofundado de opiniões e sentimentos dos consumidores acerca de componentes específicos de produtos ou serviços.

Esta progressão deve-se, em larga medida, ao surgimento de modelos linguísticos avançados como o BERT e o GPT (*Generative Pre-trained Transformers*). Tais modelos têm sido empregados em tarefas críticas, tais como a classificação de sentimentos e a extração de aspetos, manifestando uma *performance* significativamente melhorada em relação aos métodos tradicionais.

Como ilustração, Liu e Zhao (2022) concretizaram uma implementação com recurso ao modelo BERT especificamente para a classificação de sentimentos ao nível de aspeto, ao passo que Zhang, Lu e Liu (2021) aperfeiçoaram um modelo GPT para a tarefa de extração de aspetos, atingindo ambos resultados consideráveis.

Refira-se, neste contexto, que nesta dissertação, irá ser apresentado no capítulo 3 um modelo de extração de significado de avaliações de clientes com base em 3 modelos de *embeddings* alternativos (BERT, USE e GPT da OpenAI).

A fusão da ABSA com a NLI origina modelos robustos com a capacidade de transferir conhecimento entre diferentes domínios, eliminando a necessidade de bases de dados anotadas exclusivas a cada domínio específico. Neste paradigma, problemas intrínsecos à ABSA são recontextualizados como problemas de NLI: a hipótese passa a representar a polaridade associada a um determinado sentimento relativo a um aspeto previamente identificado no *corpus* textual da revisão, enquanto as premissas encerram o próprio texto. Este método reforça a aprendizagem de transferência sem exemplos (*zero-shot learning*) e com escassos exemplos (*few-shot learning*) no contexto da análise de sentimentos, o que se traduz numa melhoria da eficiência global em diversas áreas de aplicação e domínios. Acresce que esta abordagem intensifica a interpretabilidade ao disponibilizar previsões explícitas entre os aspetos detetados nas revisões e as opiniões a eles associadas, otimizando os processos decisórios empresariais de modo mais eficaz que os métodos anteriores.

Também neste domínio, no capítulo 3 irão ser descritas duas abordagens alternativas de classificação inferencial de aspetos/sentimentos relativos a avaliações/comentários de clientes de restaurantes, que recorrem a 3 classificadores inferenciais de linguagem natural baseados nos modelos (BERT, BART e OpenAI – GPT).

Em síntese, a análise semântica e de sentimentos baseada em aspetos, através de técnicas de PLN e de modelos avançados como BERT e GPT, permite extrair importantes *insights* das avaliações de clientes.

Agrupar avaliações por tópicos e sentimentos e, relacioná-los com aspetos específicos de produtos/serviços, permite a obtenção de informações fundamentais para apoiar a tomada de decisão nas empresas.

3. Metodologia

A autora (Augusto, 2014) refere que a escolha da metodologia de pesquisa não constitui uma mera questão de preferência. As razões da escolha devem ser aprofundadas e mais complexas, devem estar relacionadas com as questões que coloca, com a natureza do problema de pesquisa e com os objetivos da mesma. Não é mais que uma ferramenta que garante que esses objetivos sejam atingidos e certificar que os resultados obtidos, sejam fidedignos e válidos.

Nesse sentido, a seleção da metodologia adequada, deve ser cuidadosa e fundamentada, considerando as características que se pretendem avaliar, os recursos a que se pode recorrer, usando os padrões éticos e metodológicos mais adequados. A metodologia deverá estar em consonância com o objetivo da pesquisa, permitindo que as hipóteses sejam testadas e os seus resultados corretamente interpretados.

3.1. Recolha de dados

3.1.1. Determinação da população

Como referido no capítulo 2, a plataforma TripAdvisor foi, por motivos de importância e representatividade na região do Algarve, a opção escolhida como fonte de dados.

De facto, ao considerarmos apenas o Algarve sabemos que, de acordo com a AEP (Associação Empresarial de Portugal), existem nesta região cerca de 140 mil PME, o que corresponde a cerca de 20% do panorama nacional.

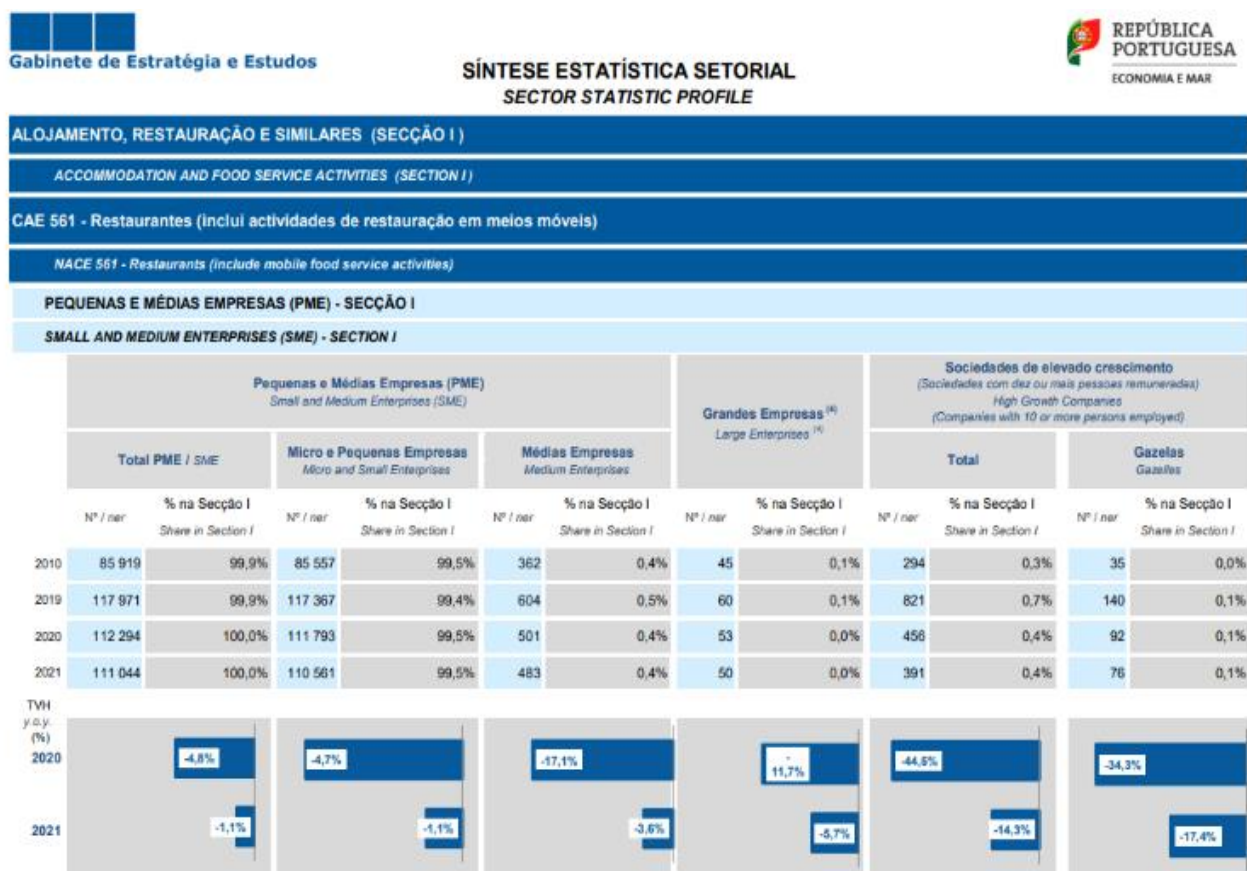
Refira-se que, em Portugal, as PME constituem um dos pilares da economia à semelhança do que acontece em muitos outros países. Desempenham um papel significativo na empregabilidade e são consideradas como uma importante fonte de inovação e desenvolvimento económico.

Segundo o INE (Instituto Nacional de Estatística), em 2019, 99% das empresas em Portugal eram PME, contabilizando aproximadamente 705 mil empresas, conforme figura 3.1.

Quando à sua distribuição por setores, não existe um setor predominante em Portugal, já que as PME se encontram difusamente distribuídas por uma grande variedade de atividades económicas (comércio, turismo, agricultura, indústria e serviços). Segundo o INE, o setor dos serviços é o que terá maior representação entre as PME, seguindo-se o do comércio e o da construção.

Em particular para o Algarve e de acordo com a AEP, já o setor turístico ganha evidentemente maior relevância. De facto, a região é reconhecida por ser uma zona turística e de grande afluência sazonal. Este facto, gera consequentemente um impacto significativo na economia regional, dada a predominância das PME em atividades hoteleiras, restauração, agências de viagens e outras atividades turísticas.

Figura 3.1. Síntese estatística setorial - PME



Última atualização dos dados:
Last Data Update:
30 de março de 2023

GEE, 28 de abril de 2023
Página/Page: 7 / 29

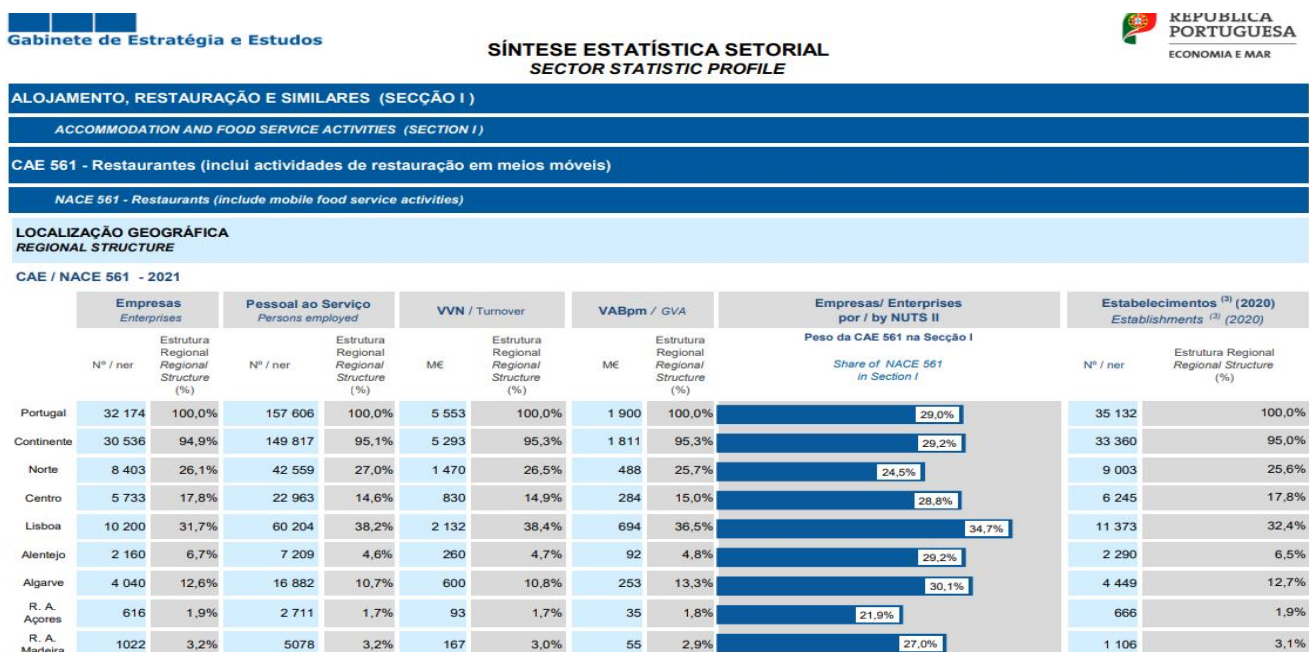
Fonte: Gabinete de Estratégia e Estudos (2010; 2019; 2020; 2021)

Em particular, neste contexto, o sector gastronómico desempenha um papel crucial na paisagem económica e turística do Algarve, tendo em conta que a região é amplamente conhecida pela sua variedade culinária e qualidade excepcional do turismo (INE, 2022). Segundo o GEE (Gabinete de Estratégia e Estudos - 2022), na síntese estatística setorial, em 2021, existiam em Portugal 35.132 estabelecimentos sob o código CAE 561 –

Restaurantes (que inclui atividades de restauração em meios móveis), ou 32.174 empresas. Apenas no Algarve, existiam 4.449 estabelecimentos ou 4.040 empresas, representando 12,7% da estrutura empresarial nacional no sector.

Como referência este valor de cerca 4.500 estabelecimento constitui uma estimativa relevante para o atual número de restaurantes na região algarvia (população N≈4.500).

Figura 3.2. Síntese estatística setorial – localização geográfica



Última atualização dos dados:
Last Data Update:
30 de março de 2023

GEE, 28 de abril de 2023
Página/Page: 4 / 29

Fonte: Gabinete de Estratégia e Estudos (2021)

3.1.2. Definição da amostra

Ao proceder a uma pesquisa na plataforma TripAdvisor, ao limitar a área geográfica à região do Algarve e selecionando apenas os restaurantes, são apresentados 4.361 restaurantes ativos (com comentários). Verifica-se, portanto, que a cobertura de restaurantes permitida por esta plataforma (amostra, n=4.361) em relação à população total é superior a 95%, sendo possível considerar que o estudo em questão tem como base a real população de restaurantes existentes na região.

3.1.3. Extração de dados via *web*

Após a identificação preliminar dos 4.361 restaurantes em objeto de estudo, efetuou-se uma operação de extração de dados, vulgarmente conhecida por "*web scraping*", centrada na plataforma TripAdvisor. Este procedimento intensivo foi realizado durante um período de três semanas (maio de 2023) e aplicou uma abordagem cuidadosa e responsável, marcada por uma cadência baixa de solicitações via *web*, com o intuito de minimizar o impacto nos servidores da referida plataforma.

Para implementar esta etapa, recorreu-se à versatilidade da linguagem de programação *Python*, conjugada com o módulo *Playwright*, uma biblioteca de automação de navegador (*browser*) reconhecida pela sua robustez. Esta escolha permitiu um elevado grau de personalização e controlo na execução dos *scripts*, possibilitando, por exemplo, ajustar a cadência das requisições de forma a respeitar diretrizes éticas definidas.

Como resultado deste processo, o conjunto de dados obtido incluiu os seguintes dados para cada restaurante:

- Nome do Restaurante: A identificação textual do estabelecimento, servindo como chave primária para posterior análise.
- Classificação: Um valor numérico que representa a avaliação média dada pelos utilizadores.
- Número de Avaliações: Quantidade de avaliações realizadas, fornecendo um contexto para a classificação obtida.
- Localização: Informações geográficas, incluindo o endereço.
- Ordem (*rank*): Número de ordem de classificação do restaurante na sua localização.
- Telefone e Website: Dados de contacto que facilitam a comunicação direta com o estabelecimento.
- Preço: Uma representação da faixa de preço esperada, frequentemente denotada em símbolos (\$, \$\$, \$\$\$, etc.).
- Tipo de Cozinha: A categoria ou categorias de culinária que o restaurante oferece.
- Características: Um conjunto de atributos ou serviços adicionais, como a disponibilidade de Wi-Fi, opções vegetarianas, entre outros.

- Coordenadas GPS: Coordenadas de latitude e longitude da localização do restaurante.
- Avaliações de Utilizadores: Comentários e críticas dos utilizadores. Este campo, contém, formalmente, também informação sobre o idioma do cliente, a data do comentário, o título do comentário (até um máximo de 120 caracteres) e o texto completo do comentário (até um máximo de 10.400 caracteres).

Para a concretização do objetivo desta dissertação o último campo (Avaliações dos Utilizadores) assume uma importância fundamental. De facto, mais de 99% do tempo computacional do procedimento extração foi gasto na recolha de mais de 880.000 avaliações/comentários completos para os 4.631 restaurantes da região algarvia.

Optou-se por recolher todo o histórico de avaliações, no período compreendido entre dezembro de 2007 a maio de 2023.

A distribuição dos idiomas nos comentários denota uma predominância notável e previsível da língua inglesa, que ocupa uma parcela considerável de 56,12% do total. Naturalmente, a língua portuguesa surge como a segunda mais frequente, representando aproximadamente 18,61% dos comentários. Seguem-se o francês e o espanhol, com 8,07% e 5,94%, respetivamente, que juntos contribuem para cerca de 14% da totalidade dos idiomas. A presença do alemão e do holandês é igualmente notável, embora em menor escala, contribuindo com 3,84% e 3,79%, respetivamente. O italiano representa uma fatia mais reduzida da distribuição, com uma incidência de 2,29%. Por fim, todos os outros idiomas, com uma presença individual inferior a 1%.

Com o objetivo de extrair informações relevantes a partir das avaliações proferidas pelos clientes acerca dos restaurantes, é imperativo que o volume de comentários por estabelecimento seja significativo. Uma quantidade limitada de avaliações, num restaurante, poderia conduzir a conclusões enviesadas ou pouco robustas, pois não representaria adequadamente a experiência da sua clientela em geral.

Deste modo, optou-se por introduzir critérios restritivos na seleção da amostra de restaurantes analisada. Especificamente, apenas foram considerados os estabelecimentos que apresentavam, no mínimo, um total de 100 avaliações. Esta restrição visa assegurar que as opiniões recolhidas são suficientemente numerosas para permitir uma análise estatística fiável e, conseqüentemente, conclusões mais rigorosas.

Adicionalmente, foi estipulado que os restaurantes deveriam ter recebido comentários nos últimos 2 anos. Este critério foi implementado com o objetivo de garantir a relevância

temporal das avaliações, assegurando que os dados refletem as condições e a qualidade dos serviços que são atualmente oferecidos pelos estabelecimentos.

Após a aplicação deste processo de filtragem, a amostra final passou a incluir 1.851 restaurantes (n= 1.851) com um total de 789.281 comentários/avaliações.

3.2. Caracterização da amostra

O conjunto de dados constituído por 1.851 restaurantes no Algarve distribuídos por 52 localidades, apresenta as seguintes características (ver tabela 3.1.):

- Número mínimo de restaurantes varia significativamente entre localidades, variando de 1 (Almádena, Pera, Estoi, Luz de Tavira, Pedralva, Marmeleite e Budens) a 380 restaurantes (Albufeira). Para o efeito de uma caracterização representativa, apenas se considerou para a caracterização subsequente as localidades com um número igual ou superior a 5 restaurantes;
- Valor mínimo e o valor máximo das avaliações globais dos restaurantes variam entre as classificações de 2 a 5, apresentando um intervalo máximo de variação as localidades de Albufeira, Quarteira, Portimão e Tavira;
- Maioria das restantes localidades possui intervalos de variação de avaliação entre os 3 e os 5 valores. Apenas as localidades de Burgau, Carrapateira e São Brás de Alportel apresentam um intervalo mínimo de variação de 0,5, também refletido em menores valores de desvio padrão. Estas localidades evidenciam uma consistência no padrão de avaliação.
- Localidades com a menor avaliação média são Altura (3,69), Odeceixe (3,72) e Vila Real de Santo António (3,76), e as com a maior são Burgau (4,39), Ferragudo (4,35) e Lagoa (4,32). A avaliação média para todas as localidades é relativamente elevada, em torno de 4,14, com um desvio padrão bastante baixo de 0,17, sugerindo que a qualidade global é consistentemente alta.

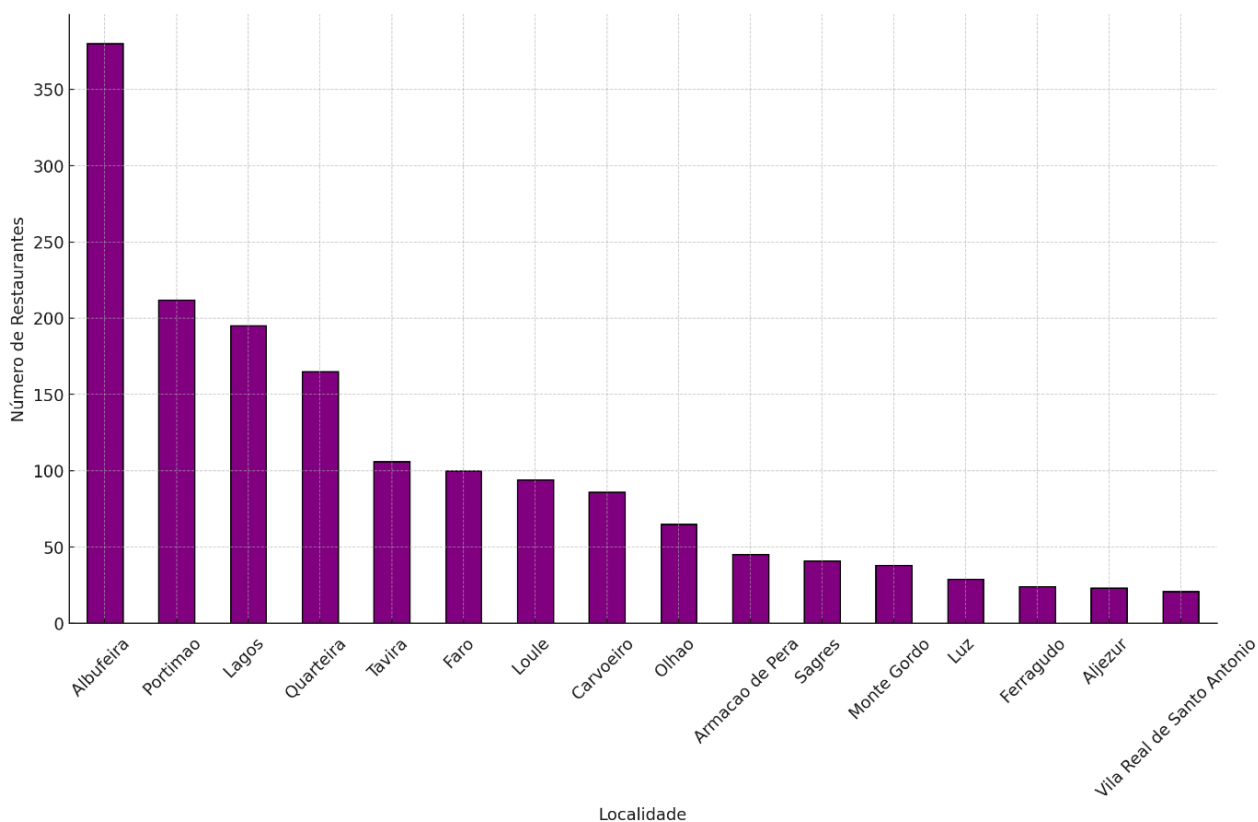
Tabela 3.1. Medidas descritivas por localidade⁴

Localidade	Nº de Restau-rantes	Nº médio de comen-tários	Avalia-ção média	Avalia-ção máxima	Avalia-ção mínima	Desvio Padrão da Avaliação
Albufeira	380	481,6	4,24	5,0	2,0	0,48
Aljezur	23	330,7	4,11	4,5	3,0	0,40
Altura	8	274,0	3,69	4,0	3,0	0,46
Armação de Pera	45	372,2	4,11	5,0	3,0	0,49
Boliqueime	6	243,2	4,17	5,0	3,5	0,52
Burgau	14	334,6	4,39	4,5	4,0	0,21
Carrapateira	5	420,2	4,10	4,5	4,0	0,22
Carvoeiro	86	462,1	4,28	5,0	3,0	0,41
Castro Marim	12	453,4	4,00	4,5	2,5	0,52
Faro	100	381,3	4,20	5,0	3,0	0,49
Ferragudo	24	510,4	4,35	5,0	4,0	0,31
Lagoa	17	256,0	4,32	4,5	3,5	0,30
Lagos	195	463,8	4,16	5,0	2,5	0,52
Loulé	94	369,7	4,27	5,0	3,0	0,36
Luz	29	580,1	4,29	5,0	3,5	0,41
Manta Rota	6	297,0	4,00	4,5	3,5	0,45
Monchique	13	405,8	4,12	5,0	3,0	0,62
Monte Gordo	38	268,8	3,92	5,0	2,5	0,63
Odeceixe	9	348,6	3,72	4,5	2,5	0,75
Olhão	65	345,2	4,22	5,0	3,0	0,43
Porches	16	381,0	4,25	5,0	3,5	0,37
Portimão	212	429,9	4,17	5,0	2,0	0,50
Quarteira	165	482,4	4,19	5,0	2,0	0,48
Quinta do Lago	15	386,9	4,23	4,5	3,5	0,32
Sagres	41	509,0	4,10	5,0	3,0	0,45
Salema	9	447,0	4,28	5,0	3,5	0,44
Santa Luzia	8	551,1	4,06	4,5	3,5	0,32
São Brás de Alportel	17	245,1	4,24	4,5	4,0	0,26
Silves	16	431,6	4,25	5,0	3,0	0,52
Tavira	106	409,5	4,16	5,0	2,0	0,58
Vila Nova de Cacela	8	357,5	4,06	5,0	3,0	0,62
Vila Real de Santo António	21	280,2	3,76	4,5	3,0	0,54
Vila do Bispo	12	282,3	4,13	5,0	3,5	0,48
Total		388	4,14			0,17

⁴ Por uma questão de representatividade e significância dos resultados optou por se considerar apenas na tabela as localidades com pelo menos 5 restaurantes.

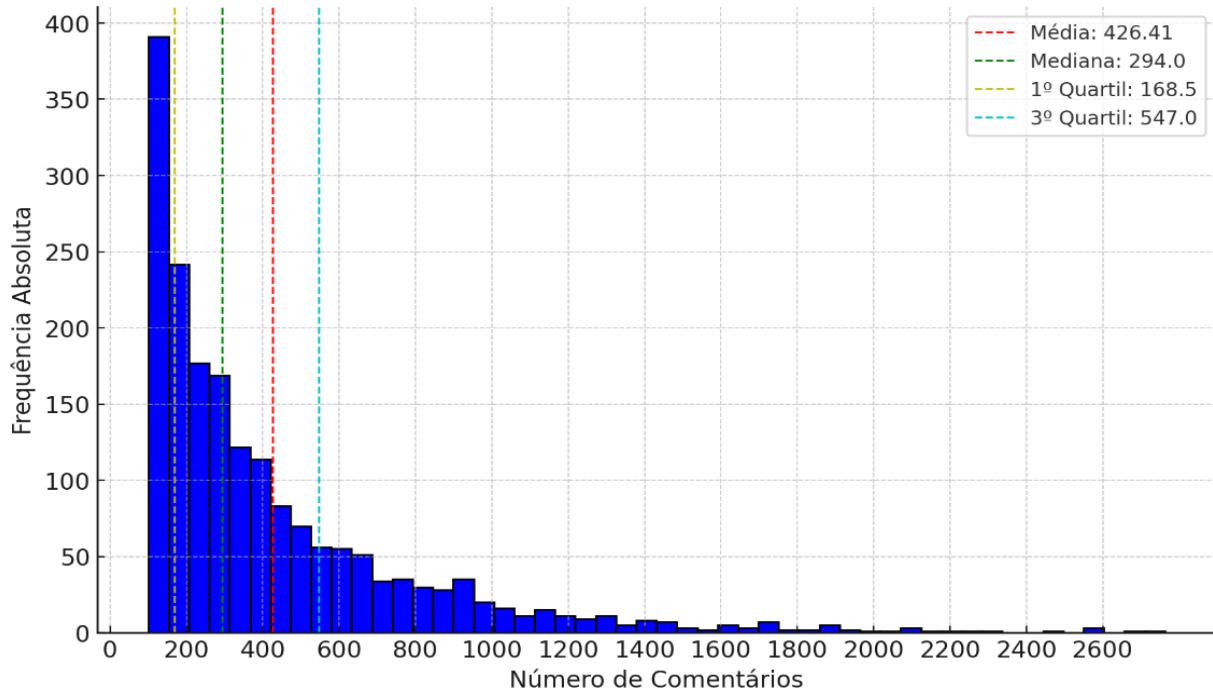
Relativamente à distribuição dos restaurantes por localidade, verifica-se através do gráfico seguinte, uma natural concentração dos restaurantes nos maiores centros populacionais e turísticos do Algarve. De facto, as 8 localidades com maior aglomeração de restaurantes (exceto Carvoeiro) são efetivamente as 8 cidades algarvias com maior expressão em termos populacionais.

Figura 3.3. Distribuição de restaurantes por localidade (com o mínimo de 20 restaurantes)



Procedendo à análise da distribuição do número de avaliações/comentários por cada restaurante no Algarve, é notória a assimetria positiva da sua distribuição, evidenciada através do histograma seguinte:

Figura 3.4. Histograma do número de avaliações por restaurante no Algarve



De facto, é visível que:

- A maioria dos restaurantes tem um número relativamente baixo de comentários (entre 100 e 300), enquanto poucos restaurantes têm um número muito elevado de comentários (superior a 2.000).
- A linha vermelha representa a média de aproximadamente 426 comentários, o que pode ser considerado um valor relativamente alto, tendo em conta a assimetria dos dados.
- A linha verde representa a mediana, que é cerca de 294 comentários e indica o centro (50%) da distribuição. O facto de a mediana ser significativamente menor do que a média revela a existência de *outliers* (restaurantes com um número excepcionalmente elevado de comentários) que a deslocam para valores mais elevados.

Tabela 3.2. As 5 localidades com a melhor e pior avaliação média

Localidade	Nº de Restaurantes	Média das avaliações	Desvio padrão das avaliações
Burgau	14	4,39	0,21
Ferragudo	24	4,35	0,31
Lagoa	17	4,32	0,30
Luz	29	4,29	0,41
Carvoeiro	86	4,28	0,41
Manta Rota	6	4,00	0,52
Monte Gordo	38	4,00	0,45
Vila Real de Santo António	21	3,92	0,63
Odeceixe	9	3,76	0,54
Altura	8	3,72	0,75

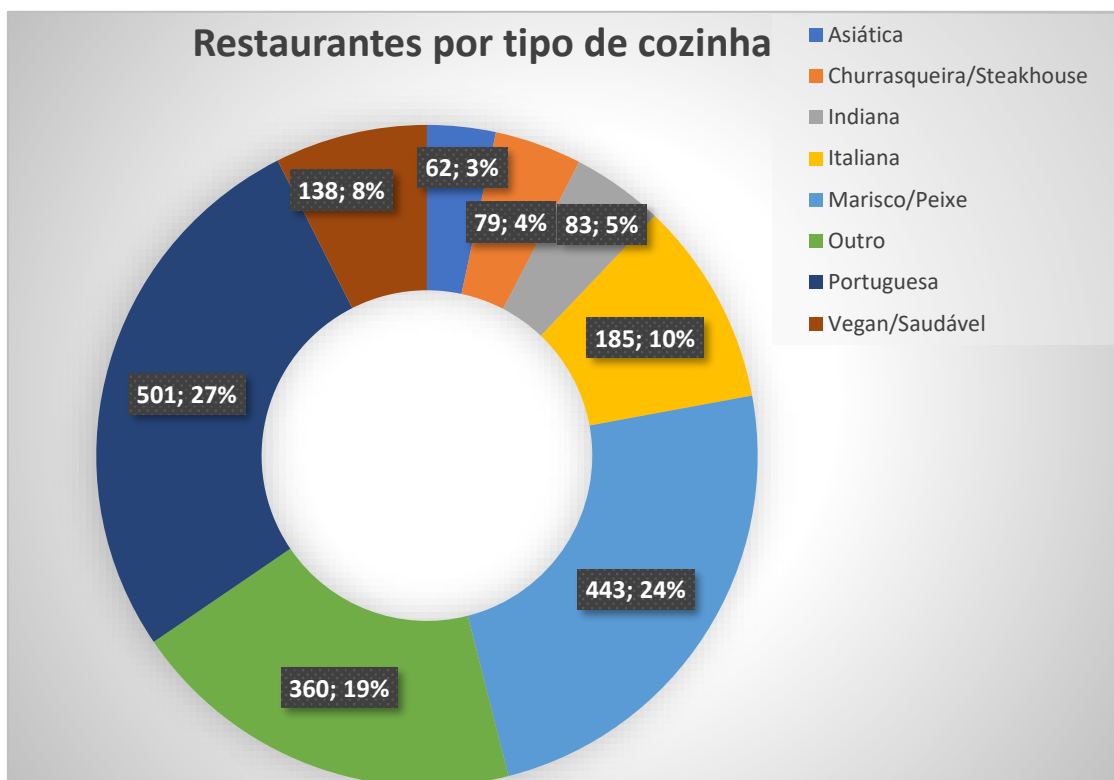
A tabela 3.2. apresenta uma amostra de 5 localidades com a maior e pior avaliação média, considerando apenas as localidades com mais de 5 restaurantes.

As cinco melhores localidades no Algarve em termos de avaliações médias de restaurantes apresentam médias acima de 4,2, com Burgau na liderança com uma média significativa de 4,39. Estas localidades também exibem desvios padrão mais baixos, indicando consistência na qualidade percebida dos restaurantes.

Por outro lado, as piores localidades têm avaliações médias abaixo de 4,0 e desvios padrão mais elevados, evidenciando uma maior variabilidade na qualidade. Altura, com a menor média de 3,72 e o maior desvio padrão de 0,75, revela uma significativa inconsistência nas avaliações de restaurantes.

Por sua vez, se analisarmos a amostra de restaurantes por tipo de cozinha, ilustrado na figura 3.5., verificamos que o tipo de cozinha portuguesa é o mais frequente (27% dos restaurantes), seguido do tipo de cozinha marisco/peixe (com 19%) e em terceiro o tipo de cozinha italiana (com 10%). Note-se, porém, que a categoria indiferenciada (tipo de cozinha - outros) representa 19% dos restaurantes.

Figura 3.5. Número de restaurantes por tipo de cozinha



Ao analisar, a tabela 3.3., o número médio de avaliações, a cozinha indiana apresenta um destaque significativo, registando uma média de 586,7 avaliações por estabelecimento. Tal indicador pode ser interpretado como um sinal de elevada popularidade neste tipo de cozinha ou de uma participação mais ativa por parte dos consumidores.

No que respeita à avaliação média, os restaurantes de cozinha indiana mantêm-se na liderança com uma pontuação média de 4,6. Esta métrica sugere uma elevada satisfação por parte dos clientes, podendo ser um reflexo, *à priori*, de uma qualidade superior, seja ao nível do serviço, seja ao nível da oferta alimentar.

Quanto ao desvio padrão das avaliações, observa-se também que os estabelecimentos de cozinha indiana possuem um valor particularmente baixo (0,2). Este valor sugere uma experiência de cliente consistentemente positiva, reforçando, por conseguinte, uma provável maior qualidade do serviço e da comida oferecida.

Tabela 3.3. Distribuição das avaliações por tipo de cozinha

Tipo de Cozinha	Nº de Restaurantes	Nº Médio de Avaliações	Desvio Padrão Nº Médio de Avaliações	Nº Máximo de Avaliações	Avaliação Média	Desvio Padrão das Avaliações	Avaliação Mínima	Avaliação Máxima
Asiática	62	306,4	249,6	1132	4,2	0,4	3	5
Churras./Steak.	79	529	402	1736	4,3	0,4	2,5	5
Indiana	83	586,7	551	2478	4,6	0,2	4	5
Italiana	185	425,4	403,6	2600	4,2	0,5	2	5
Marisco/Peixe	443	504,3	398,6	2763	4,0	0,4	2	5
Outro	360	350,7	320,3	2009	4,2	0,5	2,5	5
Portuguesa	501	378,6	341,4	2696	4,1	0,5	2	5
Vegan/Saudável	138	447,3	372,3	1859	4,3	0,4	2,5	5

3.3. Abordagens para extração de atributos e sentimentos de avaliações *online*

Nesta secção irão ser propostas três abordagens distintas para a extração automática de atributos e sentimentos a partir de avaliações *online* de restaurantes:

A primeira abordagem baseia-se em análise semântica e recorrerá a modelos de *embeddings* para extrair inicialmente cinco atributos base (comida, serviço, ambiente, preço e localização) e respetivos sentimentos positivos ou negativos.

A segunda abordagem, ampliada para extração de onze subatributos e sentimentos, utilizará instrumentos de NLI com classificadores pré-treinados, sendo apresentadas duas versões alternativas.

Por fim, é proposta uma terceira abordagem que empregará um modelo de linguagem de grande escala, que através de instruções personalizadas, extrairá similarmente onze subatributos e respetiva polaridade.

Cada abordagem é acompanhada por uma amostra de 1.000 avaliações previamente anotadas por humanos, destinada à comparação e validação das abordagens propostas no capítulo 4.

3.3.1. Abordagem 1 – Extração de 5 atributos/sentimentos com base análise semântica centrada em modelos de *embeddings*

Como referido no capítulo 2, na secção 2.6, os *embeddings*, representações numéricas de elementos linguísticos, têm visto avanços significativos graças a modelos tais como o BERT, USE e os da OpenAI.

Além dos modelos destacados, existem outros métodos de *embeddings* relevantes noutros contextos, tal como o ELMo para contexto lexical, o FastText para vocabulário extenso, o GloVe para análise de coocorrência, e variações de transformadores como T5 e RoBERTa, bem como modelos multilingues como o LASER e contextuais como o Flair. Em particular, o modelo BERT, oferece uma representação bidirecional do texto, capturando o contexto de uma palavra em ambas as direções. Esta particularidade permite uma compreensão mais profunda e rica do significado, tornando o modelo BERT útil em uma gama diversificada de tarefas de PLN, como por exemplo, a tradução e a análise semântica.

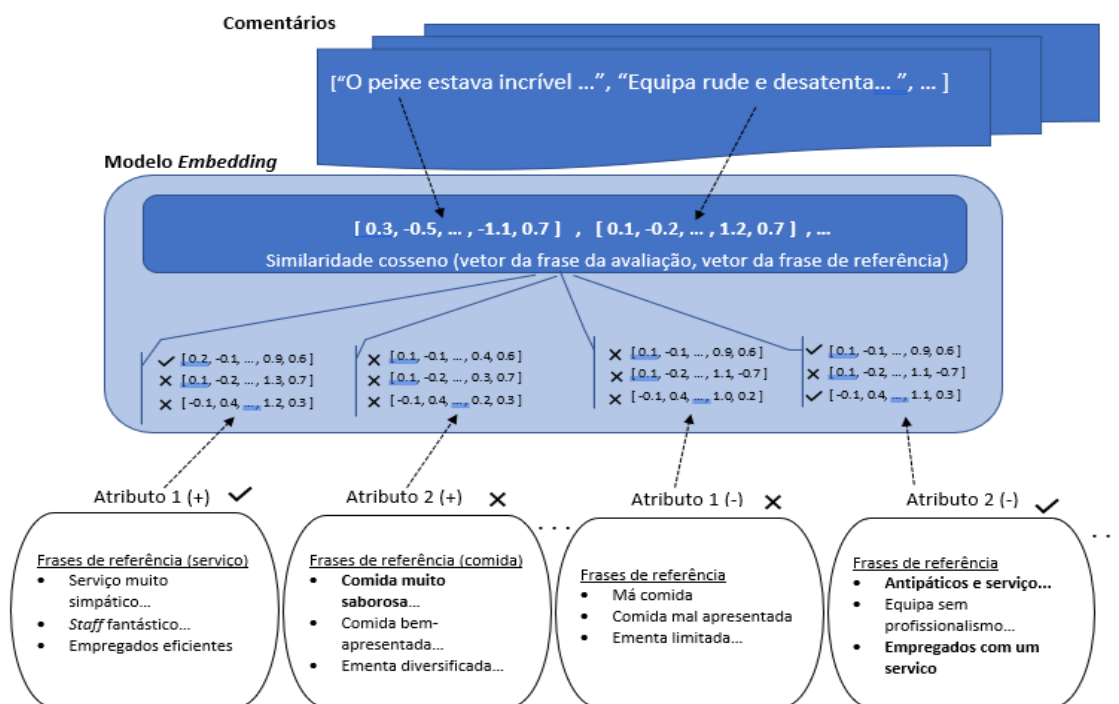
Alternativamente, o modelo USE foca-se na criação de *embeddings* para frases inteiras, fornecendo uma representação eficiente e universal que pode ser também aplicada em diversas tarefas no domínio da PNL.

Por sua vez, os modelos da OpenAI, conhecidos pela sua flexibilidade, também contribuem para esta área, oferecendo *embeddings* de alta qualidade que são adaptáveis a uma variedade de contextos e tarefas neste contexto. Em geral, além da sua utilidade em representar texto, um dos aspetos mais notáveis destes modelos recentes é a sua capacidade de servir como métrica para a proximidade de conceitos. Esta funcionalidade é especialmente relevante quando se trata de comparar ou traduzir palavras, frases ou conceitos entre diferentes idiomas. A similaridade ou distância entre os vetores gerados pode ser interpretada como um indicador da proximidade semântica entre os elementos comparados, fornecendo assim uma ferramenta robusta para análises multilingues.

Como referido, no contexto deste trabalho académico, o objetivo central é a elaboração de uma abordagem metodológica automática para a extração de informação (atributos/sentimentos) a partir de avaliações e comentários submetidos no TripAdvisor por clientes de estabelecimentos gastronómicos situados na região do Algarve. Nesta primeira versão, a abordagem proposta procurará realizar uma extração eficaz dos 5 atributos previamente definidos (discriminados na tabela 2.2), assim como a respetiva classificação do sentimento associado a cada um desses atributos, contido em cada avaliação *online*.

Para isso, é sugerida a seguinte metodologia cujo esquema conceptual encontra-se sintetizado na figura 3.6.

Figura 3.6. Esquema de análise semântica centrada em *embeddings*



Numa etapa inicial, todo texto das avaliações é submetido a um tratamento de pré-processamento textual. Neste processo, elementos textuais redundantes, como espaços em excesso ou símbolos repetitivos, são suprimidos. O conjunto alfabético do texto é uniformizado para caracteres minúsculos. Seguidamente, procede-se à segmentação do conteúdo da avaliação em frases distintas, utilizando para tal delimitadores textuais como pontos, pontos de exclamação e mudanças de parágrafo. Cada segmento frásico deve compreender, no mínimo, dois termos lexicais. Concluindo esta etapa, o título da avaliação, que frequentemente incorpora uma síntese pertinente do conteúdo avaliativo, é integrado ao conjunto de frases da avaliação.

Para servir como parâmetros comparativos aos diversos atributos em questão, foram concebidas três frases de referência para cada um dos 5 atributos. Estas frases abordam conceitos intrínsecos aos atributos e serão utilizadas na mensuração da similaridade com as frases (ou segmentos) presentes em cada avaliação *online* (tabela 3.4.).

Tabela 3.4. Frases de referência para cada atributo

	Atributos	Frases de referência
Positivo	Comida (+)	“Comida muito saborosa. Sabor fantástico e delicioso. Uma boa refeição.” “Comida bem-apresentada. Prato bem servido. Excelente apresentação.” “Ementa diversificada. Boa variedade de pratos e bebidas. Muitas opções de vinhos.”
	Serviço (+)	“Serviço muito simpático, gentil e profissional.” “Pessoal extremamente profissional, educado e prestável. <i>Staff</i> fantástico.” “Empregados com serviço rápido e eficiente”.
	Ambiente (+)	“Atmosfera encantadora e um ambiente relaxante”. “A decoração é sofisticada, com estilo, moderna e elegante. Iluminação ambiente e fundo musical agradável. O espaço é amplo e confortável”. “O restaurante estava muito limpo e o WC higiénico.”
	Preço (+)	“Excelente valor, preço justo e acessível.” “Relação custo-benefício muito boa. Económico. Barato.” “Preços muito razoáveis. Preços justos.”
	Localização (+)	“A localização é boa e tem uma vista fabulosa.” “Localização acessível com estacionamento perto e fácil.” “Vista panorâmica e espetacular.”
Negativo	Comida (-)	“Má comida. De má qualidade e sem sabor. Comida terrível.” “Comida mal apresentada. Prato mal servido. Terrível apresentação.” “Ementa limitada. Pouca variedade de comida e bebidas. Poucas opções de pratos e vinhos.”
	Serviço (-)	“Antipáticos e serviço terrível. Falta de simpatia e de profissionalismo.” “Equipa sem profissionalismo, rude e desatenta.” “Empregados com um serviço lento e ineficiente.”
	Ambiente (-)	“Atmosfera desagradável e ambiente ruidoso.” “Decoração desatualizada, antiquada e simplista, com forte iluminação e música de fundo desagradável. O espaço é apertado e desconfortável”.
	Preço (-)	“Terrível custo-benefício. Preço exorbitante. Preço inacessível.” “Má relação rácio custo-benefício. Caro. Preço extremamente alto comparativamente.” “Preços muito altos. Maus preços.”
	Localização (-)	“A localização é horrível e a vista terrível.” “É de difícil localização, estacionamento limitado e longe.” “Vistas obstruídas e desagradáveis.”

As frases de referência são organizadas em dois grupos, designados como positivo e negativo, com o objetivo de otimizar a comparação semântica com as avaliações. Esta abordagem viabiliza a deteção de expressões com sentimentos opostos numa única avaliação *online*. Subsequentemente, cada avaliação é convertida num vetor binário de 10 elementos, os quais indicam se determinados atributos foram mencionados positiva ou negativamente.

Em seguida, o processo de comparação e classificação de cada frase nos atributos em análise é conduzido mediante análise semântica. Para o efeito, a métrica de similaridade cosseno é aplicada entre os *embeddings* das frases da avaliação em análise e os *embeddings* das frases de referência, tal como expresso na seguinte equação:

$$\text{Similaridade cosseno } (S_{rev}, S_{ref}) = \frac{S_{rev} \cdot S_{ref}}{\|S_{rev}\| \|S_{ref}\|}$$

Onde S_{rev} e S_{ref} são os *embeddings* da frase da avaliação e da frase de referência, respetivamente. Para cada frase da avaliação, o atributo é classificado de acordo com a frase de referência que possui a maior similaridade cosseno, juntamente com o sentimento (positivo ou negativo). Para o efeito, um valor mínimo de limite ($\geq 0,3$) para a similaridade cosseno foi estabelecido experimentalmente para evitar a deteção de atributos irrelevantes.

Como é exetável, esta metodologia baseada em análise semântica, depende intrinsecamente do modelo de *embeddings* escolhido. Nesta circunstância, e para explorar a aplicabilidade desta abordagem, utilizaram-se os três modelos alternativos, mencionados anteriormente:

- BERT – modelo de *embeddings* de frases, com independência de idioma e suporte para 109 idiomas (cada vetor gerado tem 768 dimensões).
- USE – modelo de codificação universal de frases, multilíngue e com suporte para 16 idiomas (gera vetores com 512 dimensões).
- OpenAI – modelo de *embeddings* baseado da versão (Ada-002), multilíngue e com vetores de 1.536 dimensões.

Nesta abordagem a opção por modelos alternativos multilíngue foi considerada um requisito obrigatório na medida em que, tal como se descreveu, as avaliações recolhidas na plataforma TripAdvisor encontram-se expressas em variados idiomas.

Note-se por último, que a abordagem descrita nesta secção, permite apenas a extração dos 5 atributos base (e respetivos sentimentos) considerados relevantes no contexto da caracterização de uma experiência gastronómica num restaurante. Na secção 3.3.4, irá ser proposto um processo de extração ampliado que distinguirá 11 subatributos e respetivos sentimentos (positivos e/ou negativos).

3.3.2. Elaboração de uma amostra manualmente anotada para validação da abordagem de extração de 5 atributos e respetivos sentimentos

Complementarmente, para permitir a validação da capacidade de extração de atributos da abordagem proposta, foi concebida para comparação, uma amostra de avaliações manualmente anotada. Esta amostra selecionada aleatoriamente do universo das 789.281 avaliações ($n=1.000$), foi constituída de forma estratificada com base no idioma das avaliações. Assim, a distribuição das avaliações por idioma foi a seguinte, por ordem decrescente: 55% em inglês, 19% em português, 8% em francês, 7% em espanhol, 4% em alemão, 4% em holandês, 2% em italiano e 1% em outros idiomas.

Posteriormente, a amostra foi sujeita a um processo de classificação manual por três grupos distintos de humanos, designadas como H1, H2 e H3. Neste processo de classificação manual, a partir de cada avaliação/comentário foram extraídos (e codificados num vetor binário de 10 elementos) as referências aos 5 atributos (comida, serviço, ambiente, preço e localização) e os respetivos sentimentos (positivos ou negativos).

Adicionalmente, para avaliar a consistência e concordância existente entre as classificações humanas, cada classificação humana foi usada com ponto de referência e comparada com as restantes.

Os valores da métrica estatística F1, (que mede a concordância das classificações), são apresentados na tabela 3.5.

Tabela 3.5. Métrica F1 entre classificação de atributos por humanos

F1 - Score	H1	H2	H3
H1	1,00	0,93	0,91
H2	0,93	1,00	0,86
H3	0,91	0,86	1,00

Como se observa, a coerência das classificações humanas para o mesmo conjunto de avaliações é subjetiva e variável, demonstrado por valores da métrica F1 que variam de 0,86 a 0,93. Este resultado está em linha com estudos anteriores já realizados neste contexto (Wang, 2022).

Refira-se que esta amostra manualmente anotada servirá como referência para validar (no capítulo 4), a abordagem automatizada proposta na secção anterior.

3.3.3. Abordagem 2 – Extração de 11 subatributos/sentimentos com base análise semântica contida em classificadores NLI.

Esta secção apresenta uma abordagem com recurso a NLI, em duas versões alternativas (2A e 2B), para extrair 11 subatributos das avaliações de restaurantes e classificá-los em termos de sentimentos, positivo ou negativo.

Tal como na abordagem anterior, cada avaliação *online* é submetida previamente ao procedimento de pré-processamento de texto descrito anteriormente (para limpeza e segmentação).

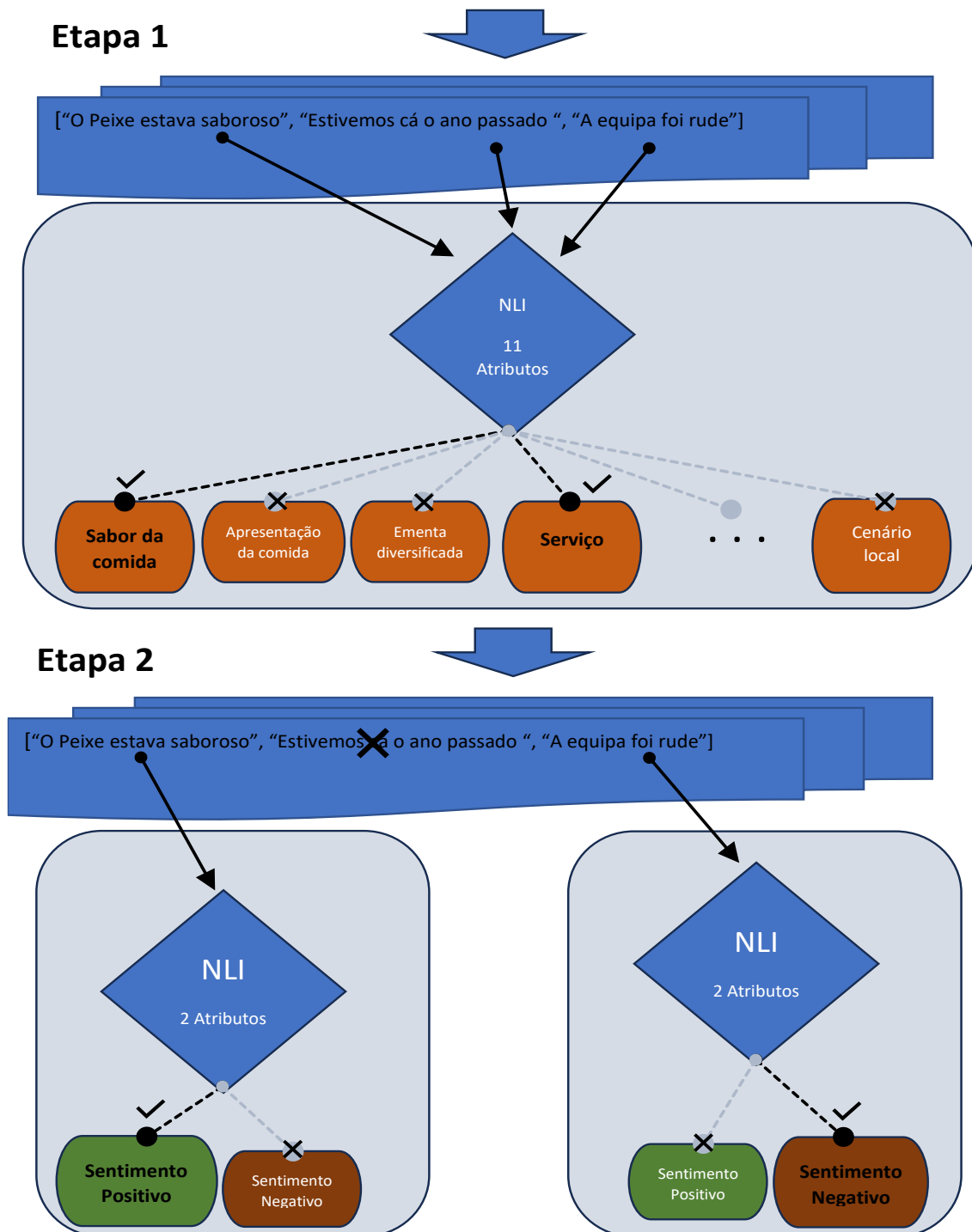
3.3.3.1. Abordagem 2A – Extração de 11 subatributos/sentimentos com NLI em 2 etapas

A primeira abordagem envolve um processo de extração e classificação em duas etapas para cada frase da avaliação. Assim, um classificador NLI, utilizando como base as métricas de proximidade semântica proporcionada pela utilização de *embeddings*, realiza a classificação da frase (ou subfrase) num conjunto de rótulos ou *labels* pré-definido (neste caso os 11 subatributos⁵).

⁵ (sabor, apresentação, diversidade, simpatia, rapidez, decoração, sonoridade, limpeza, preço, acessibilidade e vista)

Na primeira etapa, é usado um classificador de NLI com onze rótulos para identificar os potenciais subatributos expressos nas avaliações. Na segunda etapa, o classificador NLI, desta vez com dois rótulos (sentimento positivo, sentimento negativo), é aplicado para classificar cada um dos atributos identificados em termos de seu sentimento. Esse processo é ilustrado esquematicamente na figura 3.7.

Figura 3.7. Versão 2A – Classificador NLI com 2 etapas

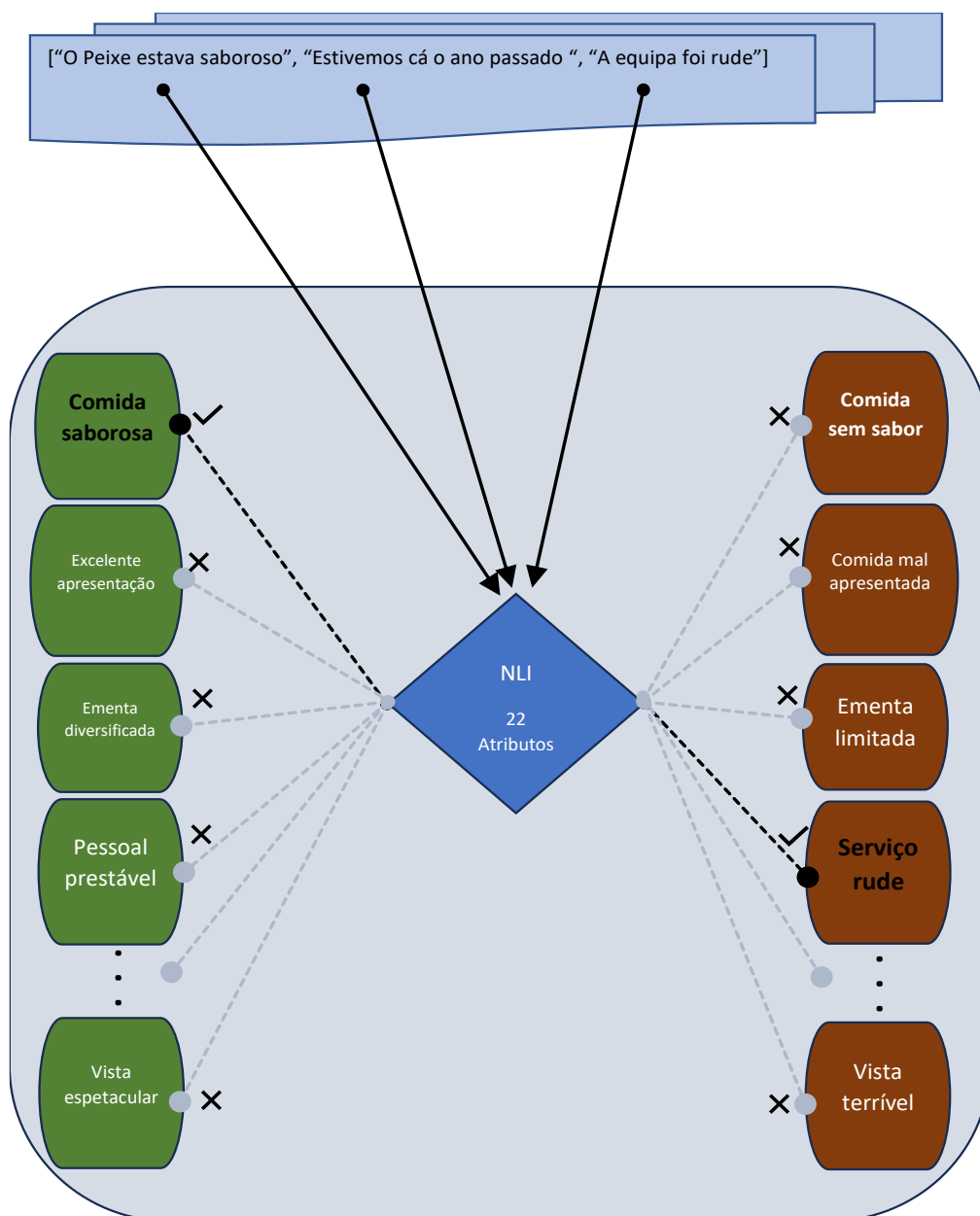


3.3.3.2. Abordagem 2B – Extração de 11 subatributos/sentimentos com NLI com 1 etapa

A segunda abordagem simplifica o procedimento de extração e classificação em uma única etapa. Também utiliza um classificador NLI, mas com rótulos duplicados para incorporar as duas versões, positivas e negativas, resultando num total de vinte e dois rótulos, conforme ilustrado na figura 3.8.

Nesse cenário, o classificador NLI extrai simultaneamente o subatributo e o correspondente sentimento.

Figura 3.8. Versão 2B – Classificador NLI com 1 etapa



Para ambas as versões (2A e 2B) com classificadores NLI, foram testadas duas implementações alternativas robustas, nomeadamente com os modelos BART e DeBERTa.

- O modelo BART⁶ combina um codificador bidirecional (semelhante ao BERT) com um decodificador autorregressivo (semelhante ao GPT) em um único modelo de sequência para sequência. A variante específica utilizada, facebook/bart-large-mnli, está disponível, em acesso livre, no Hugging Face e contém mais de 407 milhões de parâmetros (cross-encoder/nli-deberta-v3-large).
- O modelo DeBERTa⁷ melhora o BERT usando duas técnicas: atenção desentrelaçada e um decodificador de máscara aprimorado. A variante específica utilizada, microsoft/deberta-xlarge-mnli, também está hospedada, em acesso livre, no Hugging Face e contém mais de 750 milhões de parâmetros (deberta-xlarge-mnli).

3.3.4. Abordagem 3 – Extração de 11 atributos/sentimentos com recurso a um modelo linguagem de grande dimensão (ChatGPT)

Uma terceira e última abordagem de extração automática de subatributos de avaliações *online* utiliza um Modelo de Linguagem de Grande Dimensão (MLGD ou LLM⁸). O modelo utilizado, especificamente o ChatGPT-3.5, é um agente de conversação de inteligência artificial desenvolvido pela OpenAI que utiliza a arquitetura de transformadores do GPT para gerar texto semelhante ao produzido por seres humanos em resposta a um comando (*prompt*) do utilizador.

Através da sua API (*Application Programming Interface* - Interface de Programação de Aplicação), disponibilizada em regime de subscrição paga pela OpenAI, este modelo pode ser integrado em várias aplicações e domínios. Em termos de dimensão do modelo, estima-se que esta versão (3.5) contenha mais de 175 mil milhões de parâmetros.

Para a extração e classificação das análises *online*, foi utilizado o seguinte comando personalizado (*prompt*), designado habitualmente como "*one-shot prompt*", na medida em que o utilizador admite que obterá a resposta correta apenas com um único comando.

⁶ <https://huggingface.co/facebook/bart-large-mnli>

⁷ <https://huggingface.co/microsoft/deberta-xlarge-mnli>

⁸ LLM é frequentemente utilizado como abreviatura de *Large Language Model* na sua versão em inglês

Figura 3.9. *Prompt* personalizado para o ChatGPT

```
prompt = ""
```

```
You are a helpful restaurant review analyst tasked with extracting and labeling sentiment (positive or negative) from the text of an online review. Your goal is to identify the sentiment for a set of attributes related to a restaurant experience, including 'food flavor', 'food presentation', 'menu variety', 'service hospitality', 'service efficiency', 'ambiance decoration', 'ambiance acoustics', 'ambiance cleanliness', 'price', 'locale accessibility', and 'locale scenery'.
```

```
Example:
```

```
Query:
```

```
review = "Great view of the beach. The pizzas looked and tasted good, but the staff were rude. The restaurant was chic but a bit noisy."
```

```
Response:
```

```
Food Taste (positive)  
Food Presentation (positive)  
Service Hospitality (negative)  
Ambiance Decoration (positive)  
Ambiance Acoustics (negative)  
Locale Scenery (positive).
```

```
End of example.
```

```
CONSIDER ONLY ATTRIBUTES THAT ARE CLEARLY REFERRED IN TO THE REVIEW.
```

```
ONLY INCLUDE IN THR RESPONSE:
```

- THE POSITIVE AND NEGATIVE ATTRIBUTES
- EXCLUDE ALL ATTRIBUTES (NOT INDICATED) IN THE REVIEW.

```
""
```

3.3.5. Elaboração de uma amostra manualmente anotada para validação das abordagens de extração com 11 subatributos e respetivos sentimentos.

Tal como na proposta de abordagem de extração com 5 atributos e sentimentos, para as abordagens de extração ampliadas para 11 subatributos e sentimentos, foi repetido o processo de anotação manual da amostra estratificada de 1.000 avaliações. Novamente, a amostra foi sujeita a um processo de classificação por três grupos distintos de humanos (H1, H2 e H3), porém, a partir de cada avaliação/comentário foram extraídos (e codificados num vetor binário de 22 elementos) as referências aos 11 subatributos (sabor, apresentação, diversidade, simpatia, rapidez, decoração, sonoridade, limpeza, preço, acessibilidade e vista) e os respetivos sentimentos (positivos ou negativos).

De forma idêntica, para avaliar a consistência e concordância existente entre as classificações humanas nesta versão foi novamente utilizada métrica estatística F1, apresentada na tabela 3.6.

Tabela 3.6. Métrica F1 entre classificação de atributos por humanos

F1 - Score	H1	H2	H3
H1	1,00	0,83	0,91
H2	0,83	1,00	0,92
H3	0,91	0,92	1,00

Novamente, é evidente que a coerência nas classificações efetuadas por humanos para o mesmo conjunto de avaliações apresenta uma natureza subjetiva e variável. Tal variabilidade é igualmente corroborada pelos valores de F1 que oscilam entre 0,83 e 0,92.

4. Análise e discussão dos resultados

Para efeitos de implementação e validação das abordagens descritas no capítulo anterior, recorreu-se a um computador com as seguintes características técnicas:

- Processador Intel Core i5-11400;
- 16 GB de RAM DDR4 a 2666 MHz;
- Armazenamento com SSD de 512 GB e HDD de 1 TB a 7200 RPM;
- Placa gráfica Nvidia GeForce GTX 1650;
- Sistema operativo Windows 10 Pro 64-bit.

Como linguagem de programação foi utilizada *Python* na versão 3.8, executada localmente através do editor de código *Visual Studio Code* (VSCode).

Python é uma linguagem de programação de alto nível, interpretada e de propósito geral, criada por Guido van Rossum em 1991. É conhecida pela sua sintaxe clara e legível, bem como pela sua versatilidade, sendo utilizada em diversas aplicações, desde desenvolvimento web a análise de dados e inteligência artificial.

O VSCode é um editor de código-fonte desenvolvido pela Microsoft. Foi lançado em abril de 2015 e é um *software* de código aberto, cujo repositório se encontra hospedado no

GitHub e é compatível com múltiplos sistemas operativos, nomeadamente Windows, macOS e Linux.

Os resultados obtidos através da implementação das abordagens propostas, após a respetiva validação contra a amostra anotada manualmente, são apresentados resumidamente na tabela 4.1.

Tabela 4.1. Resultados computacionais

Nº Atributos	Modelos	F1 Score	Tempo de execução
5	BERT (<i>embeddings</i>)	0,79	18 sec.
5	USE (<i>embeddings</i>)	0,81	32 sec.
5	OpenAI (<i>embeddings</i>)	0,85	27 sec.
11	bart-large-mnli (1 etapa) *	0,73	2 min. 43 sec.
11	bart-large-mnli (2 etapas) **	0,65	4 min. 15 sec.
11	deberta-xlarge-mnli (1 etapa) *	0,66	6 min. 36 sec.
11	deberta-xlarge-mnli (2 etapas) **	0,55	9 min. 27 sec.
11	ChatGPT3.5	0,75	12 min. 57 sec.

* ($S > 0,98$) ** ($S_{etapa1} > 0,98, S_{etapa2} > 0,55$)

Dado que a distribuição da classificação dos resultados binários relativos à extração de atributos nos comentários *online* (com 1 se o atributo/sentimento está presente no comentário *online* ou com 0 se o atributo/sentimento não está presente) é significativamente desequilibrada em favor do valor 0, optou-se por privilegiar para validação, a métrica estatística F1. De facto, esta métrica é frequentemente recomendada em situações onde há um desequilíbrio entre as classes em problemas de classificação. A métrica F1 consiste na média harmónica entre precisão e sensibilidade (ou revocação), e é especialmente útil quando se quer um equilíbrio entre esses dois aspetos.

Relativamente às abordagens sugeridas para extração dos cinco atributos base (comida, serviço, ambiente, preço e localização), os modelos de *embeddings* BERT, USE e OpenAI foram aplicados numa amostra de 1.000 avaliações previamente anotadas por humanos. Neste contexto, verificou-se que o modelo OpenAI obteve o melhor desempenho, com um score F1 de 0,85, ligeiramente abaixo do limite inferior do intervalo de concordância

das classificações humanas (0,86-0,93). Já os modelos BERT e USE apresentaram resultados um pouco inferiores, com F1 de 0,79 e 0,81 respetivamente.

De referir que tanto o modelo BERT como o modelo USE são disponibilizados como modelos de acesso livre, podendo ser implementados e executados localmente sem qualquer custo associado. Já o modelo OpenAI apenas é disponibilizado através de uma API comercial, acarretando assim custos no seu uso.

Nesta circunstância, e considerando uma implementação que necessite processar automaticamente um grande volume de avaliações *online*, o modelo USE parece o mais adequado, por conjugar simultaneamente um bom desempenho com acesso livre e gratuito.

Em termos de tempo de execução, os três modelos revelaram-se bastante eficientes nesta tarefa de extração dos cinco atributos base, com o BERT a demorar cerca de 18 segundos, o USE 32 segundos e o OpenAI 27 segundos para processar a amostra de 1.000 avaliações. Esta rapidez constitui claramente uma vantagem relevante quando se perspetiva a aplicação destes modelos num cenário real, com milhares ou mesmo milhões de avaliações a serem processadas.

Refira-se que esta abordagem de extração baseada em *embeddings* foi igualmente testada na extração alargada dos 11 subatributos. Contudo, os resultados foram considerados insatisfatórios, na medida em que a métrica F1 se situou sempre abaixo de 0.55.

Relativamente à extração dos onze subatributos, foram testados os modelos de NLI BART e DeBERTa, nas versões de uma e duas etapas. Os resultados revelaram que o modelo BART apresentou consistentemente um desempenho superior ao modelo DeBERTa em ambas as abordagens, com scores F1 de 0,73 e 0,66 contra 0,65 e 0,55 do DeBERTa, para uma e duas etapas respetivamente.

Foi ainda testado o modelo de linguagem ChatGPT na sua versão 3.5, que alcançou um score F1 de 0,75, o mais elevado entre todos os modelos experimentados. No entanto, sendo um modelo proprietário com acesso pago, o seu uso para processar grandes volumes de dados poderá ser limitado pelos custos envolvidos.

Neste contexto, o modelo BART, por disponibilizar uma solução *open source* sem custos associados, parece um modelo NLI mais adequado e com melhor custo-benefício para

extrair e classificar atributos de grandes quantidades de avaliações *online* de forma totalmente automática e escalável.

De referir ainda que, numa perspetiva operacional, em ambos os modelos NLI testados, os limiares de ativação dos classificadores foram determinados experimentalmente. Nessa circunstância os valores mínimos usados para a ativação das etiquetas de classificação foram de $S > 0,98$ para a versão de uma etapa, e de $S_{etapa1} > 0,98$ e $S_{etapa2} > 0,55$ para a versão de duas etapas.

Em termos de tempo de execução, como esperado, a extração dos onze subatributos com os modelos NLI revelou-se mais morosa quando comparada com a extração dos cinco atributos base. Para o BART, foram necessários cerca de 2 minutos e 43 segundos na versão de uma etapa, e 4 minutos e 15 segundos na de duas etapas. Já o modelo DeBERTa registou tempos de execução de 6 minutos e 36 segundos (uma etapa) e 9 minutos e 27 segundos (duas etapas). Por fim, o processamento da amostra com o ChatGPT demorou cerca de 13 minutos.

Em suma, os resultados obtidos comprovam a viabilidade das diferentes abordagens propostas para extração automática de atributos e respetivos sentimentos a partir de avaliações de restaurantes *online*.

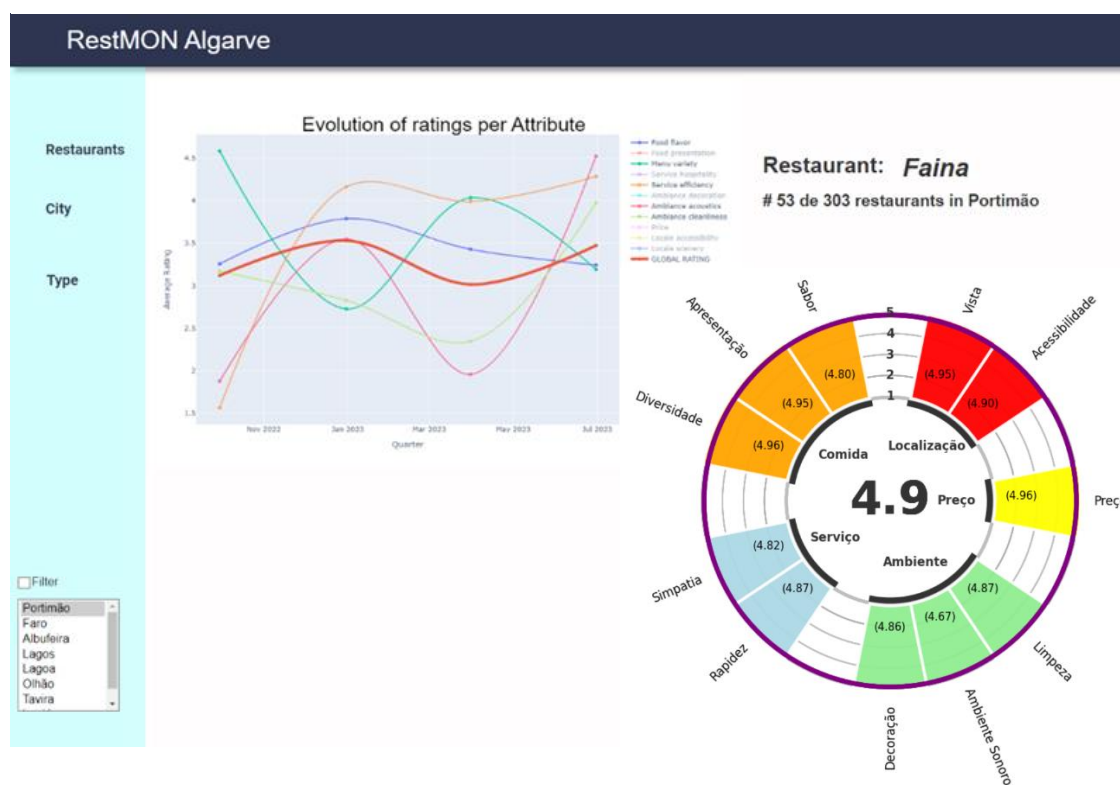
O modelo USE mostra-se uma opção eficiente e acessível para extrair os cinco atributos base, enquanto o BART apresenta uma relação custo-benefício favorável para a extração dos onze subatributos de forma escalável.

5. Aplicativo RestMon

Como resultado prático desta dissertação, está em desenvolvimento um protótipo de aplicação *web* denominado RestMON-Algarve. Este protótipo recorre ao conjunto de subatributos definidos na secção 2 e utiliza o modelo BART de uma única etapa, conforme descrito no capítulo 3.

O seu objetivo consiste em fornecer informações detalhadas a gerentes de restaurantes e potenciais clientes na região do Algarve. Um exemplo da *interface* deste protótipo é apresentado na figura 5.1.

Figura 5.1. RestMON Algarve Interface (protótipo)



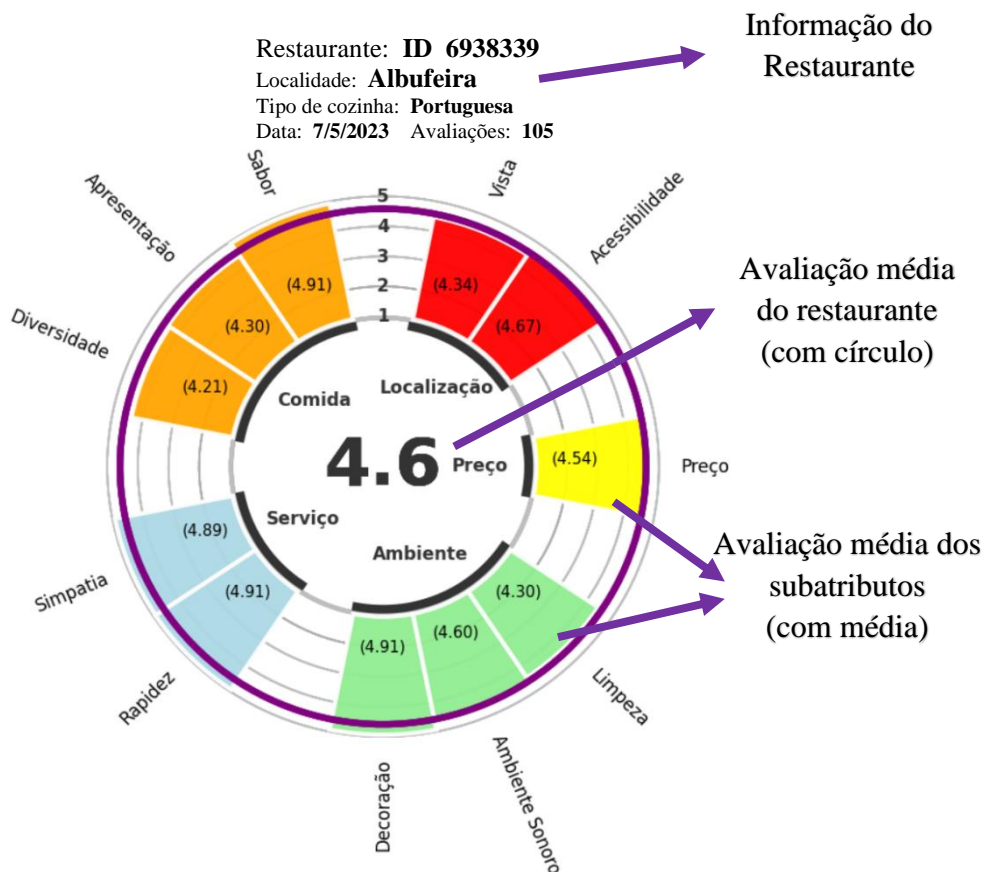
A aplicação procede à extração e classificação de aproximadamente 800.000 avaliações *online* do TripAdvisor, recolhidas durante o período de 2007 a 2023 e abrangendo 1.851 restaurantes na região do Algarve.

Este processo de extração foca-se em 11 atributos detalhados, que estão relacionados com a experiência gastronómica e que podem ser utilizados pelos gerentes para monitorizar dinamicamente a evolução dos seus restaurantes. Além disso, a aplicação possibilita a

monitorização temporal desses atributos, fornecendo opções como análises mensais, trimestrais ou anuais e comparações visuais entre aspetos específicos, como localização geográfica ou tipo de cozinha, bem como entre restaurantes concorrentes.

Com o intuito de facilitar uma leitura gráfica e imediata dos atributos associados a cada restaurante, foi desenvolvido um formato de gráfico circular personalizado. Este gráfico incorpora os 11 subatributos, que se relacionam com os atributos-base de comida, serviço, ambiente, preço e localização, conforme ilustrado na figura 5.2.

Figura 5.2. RestMON – Algarve Interface



O gráfico apresenta informações relativas às características do restaurante, como nome, localidade, tipo de cozinha, data da última análise e número de avaliações *online*. Adicionalmente, são exibidos em barras concêntricas os valores médios extraídos para cada um dos subatributos, com base no conjunto de avaliações existentes para o restaurante em questão.

Refira-se que para o efeito de atribuição de um valor de referência (numa escala de 1 a 5), cada subatributo foi submetido à seguinte fórmula de conversão para calcular a avaliação ajustada de cada um dos 11 subatributos.

Figura 5.3. Equação do cálculo da avaliação ajustada do subatributo i

$$Subatributo_i = média \left(Aval_j + 1.2 \times \left(\frac{n_i^+}{\sum n^+} - \frac{n_i^-}{\sum n^-} \right) \right), \text{ limitado ao intervalo } [1, 5]$$

De acordo com esta fórmula o valor atribuído a cada subatributo ($Subatributo_i$ para cada restaurante) é obtido a partir da média das avaliações existentes para cada restaurante ($Aval_j$). No entanto, esta avaliação ($Aval_j$) é previamente sujeita a uma correção (positiva ou negativa) em função da diferença do peso entre as referências, positivas (n_i^+) e negativas (n_i^-), no atributo i , onde $\sum n^+$ e $\sum n^-$ são respetivamente os totais de referências positivas e negativas para um restaurante. Por sua vez, o parâmetro (1.2), que controla o nível de variação dos subatributos em relação à média, foi ajustado experimentalmente com vista à otimização da perceção visual das barras no gráfico.

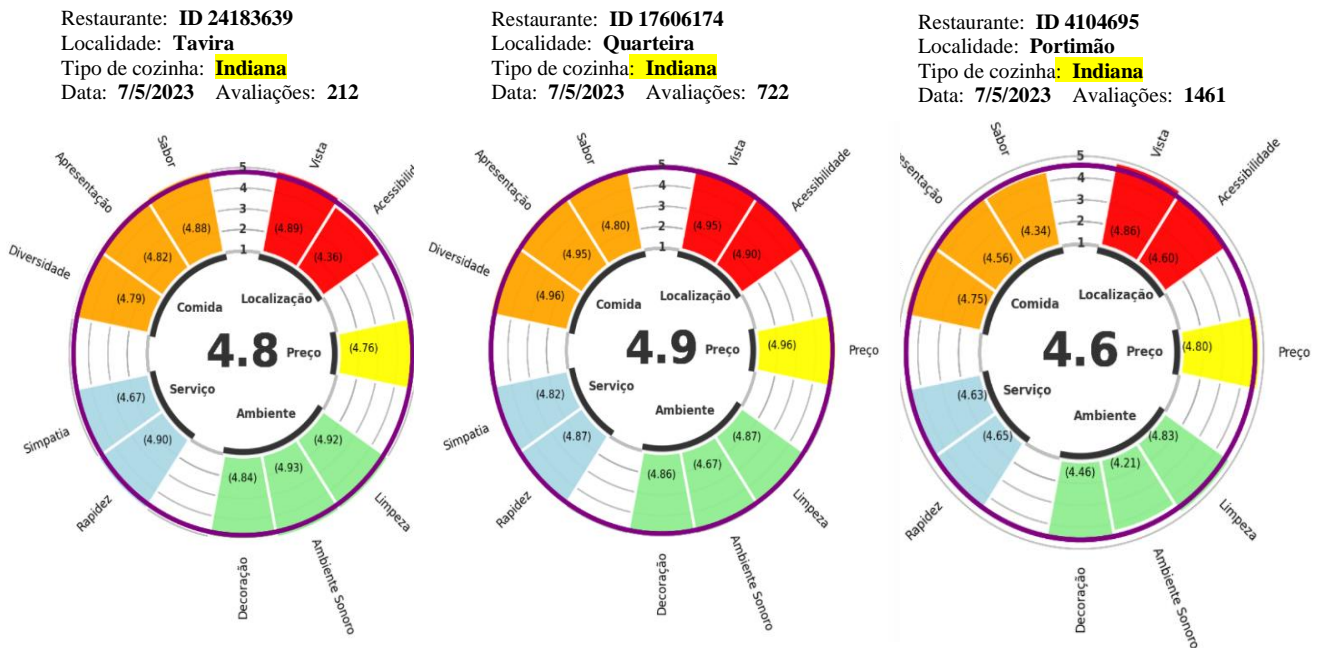
Por último, para fins comparativos, o gráfico inclui ainda o valor da avaliação global média do restaurante, representado através de um círculo. Isso permite visualizar quais subatributos estão abaixo ou acima dessa média global.

Para exemplificar as possibilidades de análise proporcionadas por esta plataforma, apresentam-se na tabela 5.1. um resumo dos dados de avaliação para os três restaurantes com a maior e menor avaliação média nas cinco cidades com maior número de restaurantes.

Tabela 5.1. Extração e processamento de dados para os 3 restaurantes, com maior e menor avaliação média, nas 5 cidades com mais restaurantes

Cidade	ID	Avaliação Média	Nº de Comentários	Tipo de Cozinha	Sabor	Apresentação	Diversidade	Simplicidade	Rapidez	Decoração	Sonoridade	Limpeza	Preço	Acessibilidade	Vista	Média Subatributos
Albufeira	15092093	5	614	Portuguesa	4,97	4,39	4,85	4,92	4,95	4,90	4,47	4,70	4,89	4,80	4,82	4,8
	23480909	5	222	Churras./Steak.	4,99	4,80	4,85	4,20	4,62	4,99	4,34	4,45	4,45	4,40	4,74	4,6
	6938339	5	105	Outros	4,91	4,30	4,21	4,89	4,91	4,91	4,60	4,30	4,54	4,67	4,34	4,6
	10805413	2,5	284	Vegan/Saudável	3,22	2,25	2,92	1,46	1,92	3,23	3,22	3,63	1,85	2,54	3,04	2,7
	2281841	2,5	377	Churras./Steak.	2,41	1,83	2,79	2,42	2,23	2,81	2,77	2,30	2,28	2,69	2,90	2,5
	1817154	2	117	Italiana	1,33	1,83	1,94	1,20	1,73	2,21	2,01	1,81	1,91	2,15	2,63	1,9
Portimão	16876477	5	125	Portuguesa	4,24	4,98	4,95	4,98	4,98	4,99	4,30	4,99	4,99	4,99	4,42	4,8
	21291291	5	151	Vegan/Saudável	4,99	4,64	4,38	4,71	4,84	4,98	4,60	4,95	4,47	4,69	4,85	4,7
	4104695	5	1461	Indiana	4,34	4,56	4,75	4,63	4,65	4,46	4,21	4,83	4,80	4,60	4,86	4,6
	6701136	2,5	112	Portuguesa	2,71	2,17	2,22	1,83	2,24	2,32	2,02	2,19	2,50	2,40	2,73	2,3
	1892195	2,5	248	Portuguesa	2,26	1,76	2,35	2,62	2,19	1,98	2,07	1,97	2,40	1,98	2,47	2,2
	4581386	2	126	Portuguesa	1,64	1,99	2,10	1,45	2,53	2,27	2,15	2,11	1,71	1,84	2,85	2,1
Lagos	23344286	5	122	Portuguesa	4,92	4,91	4,96	4,76	4,94	4,76	4,86	4,69	4,83	4,74	4,78	4,8
	17343946	5	132	Italiana	4,99	4,77	4,38	4,95	4,56	4,73	4,85	4,97	4,66	4,93	4,96	4,8
	19938664	5	362	Marisco/Peixe	4,55	4,96	4,72	4,63	4,34	4,84	4,37	4,91	4,62	4,65	4,88	4,7
	2415967	2,5	286	Portuguesa	2,48	2,12	2,11	1,73	2,16	2,21	1,83	1,96	2,38	2,24	2,54	2,2
	8643916	2,5	141	Marisco/Peixe	2,07	1,62	2,21	2,48	1,98	1,84	1,92	1,85	2,28	1,90	2,34	2,0
	2141271	2,5	790	Marisco/Peixe	1,55	1,94	1,94	1,78	2,37	2,12	2,06	2,01	1,77	1,76	2,78	2,0
Quarteira	17606174	5	722	Indiana	4,80	4,95	4,96	4,82	4,87	4,86	4,67	4,87	4,96	4,90	4,95	4,9
	20911270	5	150	Outros	4,82	4,78	4,74	4,81	4,91	4,87	4,98	4,87	4,85	4,85	4,56	4,8
	17142936	5	412	Indiana	4,73	4,28	4,36	4,75	4,80	4,34	4,35	4,64	4,70	4,19	4,87	4,5
	4261474	3	206	Marisco/Peixe	2,44	2,84	2,33	2,57	2,77	2,64	2,79	2,54	2,62	2,55	2,61	2,6
	2080753	2,5	577	Portuguesa	2,39	2,44	1,74	1,64	2,10	2,04	2,03	1,75	1,75	2,40	2,32	2,1
	8685317	2	120	Portuguesa	1,76	1,35	1,47	1,28	1,28	1,87	1,41	1,92	1,64	1,77	1,60	1,6
Tavira	24183639	5	212	Indiana	4,88	4,82	4,79	4,67	4,90	4,84	4,93	4,92	4,76	4,36	4,89	4,8
	21039713	5	118	Asiática	4,74	4,92	4,96	4,85	4,33	4,34	4,99	4,83	4,87	4,95	4,34	4,7
	13477526	5	656	Outros	4,79	4,80	4,34	4,37	4,94	4,85	4,76	4,34	4,94	4,96	4,76	4,7
	1750600	2	434	Portuguesa	1,89	1,88	1,52	1,74	1,44	2,62	2,43	2,08	1,59	1,93	2,44	2,0
	14122247	2	149	Marisco/Peixe	1,97	1,56	1,77	2,10	1,57	1,67	1,73	1,82	1,86	1,83	2,60	1,9
	2272029	2	192	Portuguesa	2,50	1,52	2,20	1,89	1,31	1,55	1,68	1,64	1,63	2,02	2,55	1,9

Figura 5.5. Comparação múltipla da avaliação de restaurantes



Neste contexto, quando analisamos restaurantes com elevada avaliação em diferentes localidades, como é o caso do restaurante ID 24183639, do restaurante ID 17606174 e do restaurante ID 4104695, conseguimos distinguir nuances entre as suas pontuações.

O restaurante ID 17606174 tem uma avaliação média global de 4,9 e destaca-se positivamente pelo preço e diversidade do *menu*, enquanto tem no ambiente sonoro o seu atributo mais baixo. Pelo contrário, o restaurante ID 24183639, com uma avaliação média similar de 4,8, tem no ambiente sonoro o seu destaque positivo e na acessibilidade o parâmetro mais baixo. Por último, o restaurante ID 4104695, com uma avaliação média de 4,6, tem desempenho mais positivo na vista e limpeza e negativo no sabor e ambiente sonoro.

Outra possibilidade poderá ser encontrar as principais potenciais causas para a diferença entre dois restaurantes, do mesmo tipo de cozinha e na mesma localidade, mas com avaliações médias globais muito distintas.

Figura 5.6. Comparação entre restaurantes com avaliações médias distintas



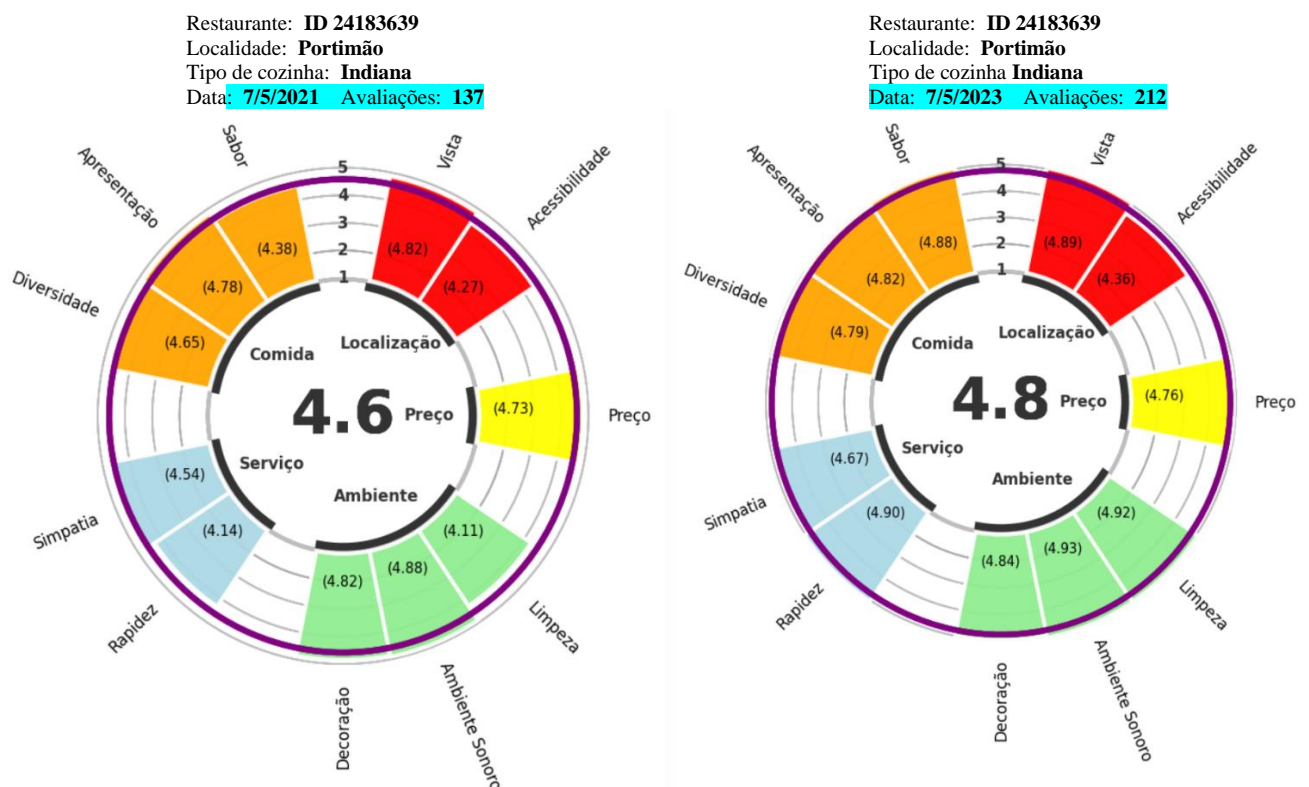
Neste caso, o mesmo raciocínio aplica-se quando comparamos o restaurante ID 23480909 e o restaurante ID 2281841. Embora este último tenha uma avaliação média global consideravelmente mais baixa de 2,5, comparada com 4,6 do outro restaurante, a análise dos subatributos permite identificar áreas específicas de melhoria.

Por exemplo, o restaurante ID 23480909 tem um desempenho particularmente forte em sabor, decoração e diversidade (com pontuações próximas de 4,9), enquanto o restaurante ID 2281841 tem uma avaliação muito inferior à média nos subatributos apresentação e preço.

Por último, e sob outra perspetiva, a figura 5.7 ilustra que a aplicação permite uma análise temporal, tal como evidenciado pela comparação entre os dados de 2021 e 2023 para o restaurante ID 24183639. As comparações entre estes dois momentos mostram uma

ligeira melhoria da avaliação média global, particularmente conseguida com base dos subatributos rapidez e limpeza.

Figura 5.7. Comparação temporal da avaliação de um restaurante



Em resumo, o protótipo RestMon Algarve oferece uma plataforma analítica abrangente, permitindo uma série de análises comparativas baseadas em subatributos específicos. Tais funcionalidades são valiosas para uma variedade de *stakeholders*, desde gerentes de restaurantes que procuram otimizar os seus serviços até consumidores que procuram a melhor experiência gastronómica possível.

O protótipo pode servir como um instrumento relevante para a análise de múltiplas facetas da restauração na região do Algarve.

6. Conclusão

Dada a crescente importância da gastronomia como um elemento diferenciador e de atração para os turistas que visitam a região do Algarve, e considerando o papel cada vez mais preponderante que as avaliações *online* desempenham no processo de tomada de decisão desses visitantes, torna-se imperativo o desenvolvimento de um modelo automatizado capaz de analisar de forma eficaz e precisa tais comentários e classificações. Tal modelo permitiria fornecer *insights* valiosos tanto para os consumidores como para os proprietários de estabelecimentos, contribuindo para uma experiência gastronómica mais informada e gratificante.

Neste contexto, a presente dissertação teve como objetivo primordial o desenvolvimento de uma metodologia flexível e automatizada para extrair informações complexas e pertinentes, relacionadas ao sentimento dos clientes, expressas em avaliações *online* não estruturadas de restaurantes na região do Algarve.

Este desafio foi abordado através de três propostas metodológicas principais, baseadas em técnicas de Análise Semântica e de Processamento de Linguagem Natural.

A primeira abordagem sugerida, assentou no uso de modelos de *embeddings* pré-treinados, designadamente BERT, USE e OpenAI, para extrair os cinco atributos considerados basilares numa experiência gastronómica, bem como os respetivos sentimentos associados a cada avaliação analisada.

Os resultados da implementação e validação desta abordagem revelaram-se promissores. O modelo BERT obteve uma métrica F1 de 0,79, o USE 0,81 e o OpenAI 0,85 na extração dos cinco atributos fundamentais, a partir de uma amostra de 1.000 avaliações previamente anotadas manualmente.

O modelo OpenAI, não obstante ter alcançado o resultado mais proeminente, apresenta custos de utilização associados. O modelo USE, por conciliar um bom desempenho com acesso gratuito, emerge como a opção mais equilibrada para a extração dos cinco atributos basilares.

A segunda abordagem proposta visou a extração de onze subatributos, oriundos da subdivisão dos cinco atributos principais anteriormente analisados. Para o efeito em análise, apresentaram-se duas versões alternativas, com uma etapa e duas etapas, tendo-

se explorado, neste caso, modelos alternativos de NLI, nomeadamente BART e DeBERTa.

Os resultados obtidos apontam para uma superioridade de desempenho do modelo BART com uma etapa, face ao DeBERTa. Por outro lado, o modelo de linguagem ChatGPT, na sua versão 3.5, registou o melhor resultado entre todos os modelos avaliados. Contudo, por ser um modelo proprietário, apresenta custos que podem constituir uma barreira à sua implementação prática.

Deste modo, no conjunto dos modelos analisados, o BART destacou-se novamente pela sua relação custo-benefício favorável, constituindo uma solução acessível para a extração dos onze subatributos.

A terceira e última abordagem proposta implicou a utilização do ChatGPT para efetuar a extração dos subatributos e respetivos sentimentos. Quando adequadamente direcionado, através instruções personalizadas, o ChatGPT replicou a extração com um nível de concordância aproximado ao da capacidade humana. Todavia, apresenta limitações, relativamente ao custo computacional elevado, especialmente em aplicações que envolvam um elevado volume de avaliações.

Como resultado aplicado deste trabalho, concebeu-se um protótipo de plataforma web denominado RestMon, especificamente para o contexto da região do Algarve. Este protótipo emprega o modelo BART para analisar mais de 700 mil avaliações do TripAdvisor acerca de restaurantes no Algarve.

O RestMon disponibiliza informações detalhadas sobre a evolução de onze subatributos fundamentais da experiência gastronómica, tais como painéis comparativos, análises temporais e representações visuais.

Os resultados obtidos sugerem a viabilidade e o valor da aplicação de técnicas avançadas de PLN na extração de informações e *insights* relevantes a partir de avaliações de restaurantes não estruturadas.

As abordagens metodológicas sugeridas, bem como o protótipo RestMon, podem representar umas contribuições práticas com potencial impacto na gestão estratégica e operacional dos estabelecimentos de restauração.

Entre os desafios e limitações deste trabalho, salienta-se a possibilidade de aperfeiçoar precisão dos modelos na extração dos atributos, que se situa ligeiramente abaixo da obtida pelo processo manual.

Portanto, há margem para melhorar o desempenho desta abordagem, seja explorando arquiteturas híbridas que combinem *embeddings*, NLI e LLMs, seja melhorando o treino dos modelos (*finetuning*⁹) com conjuntos de dados mais abrangentes e anotações humanas adicionais.

Além disso, a representatividade e credibilidade variável das avaliações *online* também não deve ser ignorada, pois comentários tendenciosos ou falsos enviesam os *insights* extraídos dos modelos. Seria interessante e relevante investigar futuramente formas de detetar e filtrar as avaliações consideradas questionáveis.

Complementarmente, o protótipo RestMon oferece diversas possibilidades de expansão futura, como a extensão para outras regiões, a integração com dados de outras plataformas existentes e a adição de mais funcionalidades, como, por exemplo, a inclusão do cálculo de estatísticas descritivas mais detalhadas e a avaliação de significância estatística de diferenças.

Em síntese, este trabalho procurou contribuir para o estado da arte nas áreas de Análise Semântica e do Processamento de Linguagem Natural, com foco na extração de *insights* relevantes a partir de avaliações não estruturadas de restaurantes. No âmbito do setor da restauração, as metodologias desenvolvidas, em conjunto com o protótipo RestMon, visam constituir contribuições de natureza científica na forma de instrumentos de gestão práticos. Adicionalmente, estes contributos podem potenciar novas perspetivas para investigação e aplicações futuras neste domínio de crescente importância económica, especialmente para as PME sediadas na região do Algarve.

⁹ O "*fine-tuning*" em modelos de aprendizagem de língua natural refere-se ao ajuste específico de um modelo já pré-treinado para uma tarefa ou domínio particular. Este processo utiliza um conjunto de dados menor e mais específico para otimizar o desempenho do modelo na nova tarefa. É uma forma eficaz de adaptar modelos gerais a aplicações mais especializadas, economizando tempo e recursos computacionais.

Referências bibliográficas

- Angnes, D., & Moyano, C. (2013). *Abertura de Restaurante: Uma decisão de posicionamento e diferenciação com base em pesquisa de Marketing*. *Gestão Contemporânea*, 10(13), 339-363.
- Augusto, A. (2014). *Metodologias quantitativas/metodologias qualitativas: Mais do que uma questão de preferência*. *Forum Sociológico* [Online], (24). <https://doi.org/10.4000/sociologico.1073>
- Bassig, M. (2019). *The impact of restaurant star ratings on customers*. Reviewtrackers. An InMoment Company. <https://www.reviewtrackers.com/blog/restaurant-star-rating/>
- Bauer, M., Gaskell, G. (2003). *Pesquisa qualitativa com texto, imagem e som: Um manual prático*. (2ª ed.). Petrópolis: Editora Vozes.
- Becker, G. (1976). *The Economic Approach to Human Behavior*. University of Chicago Press.
- Bonezzi, A., De Angelis, M., & Rucker, D. (2014). *The influence of online product reviews on consumers' uncertainty and choice*. *Journal of Consumer Psychology*, 24(1), 76-78
- Brown, J., Broderick, A., & Lee, N. (2007). *Word of mouth communication within online communities: Conceptualizing the online social network*. *Journal of Interactive Marketing*, 21(3), 2-20.
- Carvalho, H., Saldanha, E. and Amaral, A. (2020). *The Mediation effects of customer satisfaction on the relations between Product Price, Service Quality and Purchasing Decision*. *Timor Leste Journal of Business and Management*, 2(2), 14-26. doi: 10.51703/bm.v2i2.18.
- Cavusoglu, M. (2019). *An analysis of technology applications in the restaurant industry*. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 10(1), 45-72.
- Christakis, N. & Fowler, J. (2012) [1109.5235] "*Social Contagion Theory: Examining dynamic social networks and human behavior*". <https://arxiv.org/vc/arxiv/papers/1109/1109.5235v1.pdf>
- Chu, S.-C., & Kim, Y. (2011). *Determinants of consumer engagement in electronic word-of-mouth (eWOM) in social networking sites*. *International Journal of Advertising*, 30(1), 47-75.
- Chun, S., & Nyam-Ochir, A. (2020). *The effects of fast food restaurant attributes on customer satisfaction, revisit intention, and recommendation using DINESERV Scal*. *Sustainability* 2020, 12, 7435; doi:10.3390/su12187435.
- Dagevos, H., & van Ophem, J. (2013). *Food consumption value: developing a consumer-centred concept of value in the field of food*. *British food journal*, 115(10), 1473-1486.
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). *BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding*. arXiv preprint arXiv:1810.04805.

- Doosti, S., Jalilvand, M. R., Asadi, A., Khazaei Pool, J., & Mehrani Adl, P. (2016). *Analyzing the influence of electronic word of mouth on visit intention: The mediating role of tourists' attitude and city image*. *International Journal of Tourism Cities*, 2(2), 137-148. doi:10.1108/IJTC-12-2015-0031
- Esteves, J. (2019). *O eWOM na restauração: um estudo de perfil dos consumidores locais líderes de opinião em Portugal*. (Dissertação de mestrado). <https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/124008/2/366071.pdf>
- Eurostat. (2020). *Tourism statistics*. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Tourism_statistics
- “Faça a gestão do seu anúncio gratuito no Tripadvisor”, (2023). <https://www.tripadvisor.pt/Owners>
- “Foursquare”. (2023). <https://foursquare.com>
- Floyd, K., Freling, R., Alhoqail, S., Cho, H., & Freling, T. (2014). *How online product reviews affect retail sales: A meta-analysis*. *Journal of Retailing* (90), 217-232.
- Freitas, J. (2017). *A importância das Web Reviews na escolha do consumidor e no desempenho de um Hotel: um estudo de caso*. (Dissertação de Mestrado). file:///C:/Users/Admin/OneDrive/Ambiente%20de%20Trabalho/Tese%202/Teses/Dissertacao_JF%20A%20importancia%20das%20Web%20Reviews%20na%20escolha%20do%20consumidor.pdf
- Gabinete do Ministério da Economia e do Emprego. (2013). *Plano Estratégico Nacional do Turismo 2013-2015*. República Portuguesa.
- Gao, S., Tang, O., Wang, H.W., & Yin, P. (2018). *Identifying competitors through comparative relation mining of online reviews in the restaurant industry*. *International Journal of Hospitality Management*, 71, 19-32.
- García-Madurga, M. & Grilló-Méndez, A. (2023). *Artificial Intelligence in the tourism industry: An overview of reviews*. *Administrative Sciences* 13: 172. <https://doi.org/10.3390/admsci13080172>
- Gavilan, D., Avello M., & Martinezz-Navarro, G. (2018). *The influence of online ratings and reviews on hotel booking consideration*. *Tourism Management* 66 (2018), 53-61. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261517717302376>
- “Google Maps”. (2023). <https://www.google.com/intl/pt>
- “Google Maps para restaurantes, o guia definitivo.”, 2023. <https://blog.monouso.pt/google-maps-para-restaurante/>
- Ha, J., & Jang, S. (2010). *Effects of service quality and food quality: The moderating role of atmospherics in an ethnic restaurant segment*. *International Journal of Hospitality Management*, 29(3), 520-529.
- Jakovpović, H. (2016). *Detecting the Online Image of “Average” Restaurants on TripAdvisor*. *Medjske studije*, 7 (13), 102-119.
- Jeong, E., & Jang, S. (2011). *Restaurant experiences triggering positive electronic word-of-mouth (eWOM) motivations*. *International Journal of Hospitality Management*, 30(2), 356-366.

- Katz, E. (1957). *The two-step flow of communication: An up-to-date report on an hypothesis*. Public Opinion Quarterly, 61-78. doi: 10.1086/266687
- Kim, K. H., Lee, T. M., & Lee, H. G. (2015). *An empirical analysis of online review activities and customer satisfaction for Airbnb user groups*. Tourism Management, 47, 170-180.
- Kirby, C. (2000). *Everyone's a critic: web sites hope online reviews of products lead to online buying*. San Francisco Chronicle, 22, E1.
- Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2010). *Marketing 3.0: From products to customers to human spirit*. Springer Singapore, 139-156.
- Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2021). *Marketing 5.0: Tecnologia para a humanidade*. Sextante.
- Kotler, P. (2017). *Customer Value Management*. Journal of Creating Value, 3(2), 170–172. <https://doi.org/10.1177/2394964317706879>
- Lendrevie, J., Lévy, J., Dionísio, P., & Rodrigues, J.V. (2015). *Mercator da Língua Portuguesa: Teoria e prática do marketing*. (16ª ed.). Alfragide: Dom Quixote.
- Li, X., Wu, L., Cui, Y., Zhang, Y., & Zhang, L. (2020). *DeBERTa: Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention*. arXiv preprint arXiv:2006.03654.
- Liang, H. (2021). *Decreasing social contagion effects in diffusion cascades: Modeling message spreading on social media*. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2021.101623>
- Litvin, S. W., Goldsmith, R. E., & Pan, B. (2008). *Electronic word-of-mouth in hospitality and tourism management*. Tourism management, 29, 458-468.
- Ludwig, S., Gvili, Y., & Hammedi, W. (2013). *“Like” the Brand: The use of consumer-generated advertising on Facebook*. Journal of Research in Interactive Marketing, 7(4), 269-287.
- Liu, N., & Zhao, J. (2022). *A BERT-Based aspect-level sentiment analysis algorithm for cross-domain text*. Computational Intelligence and Neuroscience, 1: 1-11.
- Liu, Y., & Jang, S. S. (2009). *The effects of dining atmospherics: an extended Mehrabian-Russell model*. International Journal of Hospitality Management, 28(4), 494-503.
- Lo, A. E Yao, S. (2019). *What makes hotel online reviews credible?* International Journal of Contemporary Hospitality Management. Vol. 31 (2). 41-60.
- Lu, J., Wu, D., Mao, M., Wang, W., & Zhang, G. (2019). *Recommender system application developments: A survey*. Decision Support Systems, 113, 22-40.
- Luca, M. (2016). *Reviews, reputation, and revenue: The case of Yelp.com*. Harvard Business School NOM Unit Working Paper, 12-016.
- Meister, A. (2008). *Pesquisa de satisfação dos clientes do Restaurante Vermelho Grill*. Porto Alegre, Brasil. Universidade do Rio Grande do Sul – Escola de Administração – Departamento Ciências Administrativas.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). *Efficient estimation of word representations in vector space*. arXiv preprint arXiv:1301.3781.

- Ministério da Economia e da Inovação. (2007). *Plano Nacional Estratégico do Turismo*. República Portuguesa.
- Moro, S., Rita, P., & Coelho, J. (2016). *Stripping customers' feedback on hotels through data mining: The case of Las Vegas Strip*. *Tourism Management Perspectives*, 20, 156-164.
- Mudambi, S., & Schuff, D. (2010). *What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon.com*. *Research Note. MIS Quarterly*. Vol. 34 (1), 185-200.
- Mudambi, S., Schuff, D., & Zhang, Z. (2014). *Why aren't the stars aligned? An analysis of online review content and star ratings*. 47th Hawaii International Conference on System Science, 3139-3147.
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6758991>
- Murphy, R. (2018), 7 dezembro).” *Local Consumer Review Survey*”. *BrightLocal*. <https://www.brightlocal.com/research/local-consumer-review-survey-2018/#>
- Namkung, Y., & Jang, S. (2007). *Does food quality really matter in restaurants? Its impact on customer satisfaction and behavioral intentions*. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 31(3), 387-409.
- Namkung, Y., & Jang, S. (2008). *Are highly satisfied restaurant customers really different? A Quality perception perspective*. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 20(2), 142-155.
<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1002/cb.1731>
- Nazlan, N., Tanford, S., & Montgomery, R. (2018). *The Effect of availability heuristics in online consumer reviews*. *Wiley. J. Consumer Behav.*, 17, 449-460.
- “Nielsen Trust in Advertising – U.S. one sheet.”, (2023). <https://www.nielsen.com/wp-content/uploads/sites/2/2022/02/2021-Nielsen-Trust-In-Advertising-U.S.-sell-sheet.pdf>
- Öğüt, H., & Tas, B. K. O. (2012). *The influence of internet customer reviews on the online sales and prices in the hotel industry*. *The Service Industries Journal*, 32(2), 97-214.
- Olsson, V., & Østergaard Brandt, S. (2015). *The quality of local and regional food*. In Kristianstad University Press: Vol. 5. *Interdisciplinary perspectives on local and regional food in the South Baltic Region* (pp. 71–83).
<https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:hkr:diva-14905>
- Pacheco, O. S. (2018). *The new WOM in hospitality context: The influence of eWOM on decision making*. Dissertação de doutoramento, Laureate Education, Inc. [University of Liverpool]).
- Pantelidis, I. S. (2010). *Electronic meal experience: A content analysis of online restaurant comments*. *Cornell Hospitality Quarterly*, 51 (4). 452-528.
- Park, D. H., Lee, J., & Han, I. (2007). *The effect of online consumer reviews on consumer purchasing intention: The moderating role of involvement*. *International journal of electronic commerce*, 11(4), 125-148.

- Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. D. (2014). *Glove: Global vectors for word representation*. In Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP), 1532-1543.
- Pizam, A., Jeong, G. H., & Reichel, A. (2004). *Measuring tourist satisfaction: A factor-cluster segmentation approach*. Journal of Travel Research, 42(3), 235-248.
- Poria, S., Cambria, E., & Gelbukh, A. (2016). *Aspect extraction for opinion mining with a deep convolutional neural network*. Knowledge-Based Systems, 108, 42-49.
- Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskeer, I. (2018) *Improving language understanding by generative pre-training*. Mikecaptain.com. <https://www.mikecaptain.com/resources/pdf/GPT-1.pdf>
- Sahelices-Pinto, C., Lanero-Carrizo, A., Vazquez-Burguete, J.L., & Gutierrez-Rodriguez, P. (2018).
- Santos, P. (2019). *Uma análise qualitativa aos comentários do TripAdvisor: o caso dos restaurantes de São Miguel*. (Dissertação de Mestrado). <file:///C:/Users/Admin/OneDrive/Ambiente%20de%20Trabalho/Tese%202/Teses/Analise%20Qualitativa%20aos%20coment%20C3%A1rios%20do%20Tripadvisor.pdf>
- Sathe, S., & Randhave, M. (2018). *Social Media Marketing and Restaurants*. International Journal of Management Research, 6, pp. 26-29.
- Sigala, M. (2018). *Implementing social customer relationship management: A process framework and implications in tourism and hospitality*. International Journal of Contemporary Hospitality Management, 30(7), 2698-2726.
- Silva, L. M. T. da, Medeiros, C. A. F., & Costa, B. K. (2009). *Qualidade dos Serviços Turísticos no Setor de Restaurantes: Uma Aplicação do Modelo SERVPERF*. Revista Hospitalidade, 6(2), 115–139. <https://revhosp.org/hospitalidade/article/view/306>
- Smith, A. N., Fischer, E., & Yongjian, C. (2012). *How does brand-related user-generated content differ across YouTube, Facebook, and Twitter?* Journal of interactive marketing, 26(2), 102-113.
- Smith, D., Menon, S., & Sivakumaar, K. (2009). *Online peer and editorial recommendations, trust, and choice in virtual markets*. Journal of Interactive Marketing, 19 (3), 15-37.
- Smith, O. (2013). *TripAdvisor fails to spot fake restaurant*. The Telegraph. <https://www.telegraph.co.uk/travel/news/TripAdvisor-fails-to-spot-fake-restaurant/>
- Streitfield, D. (2011). *In a race to out-rave, 5-star web reviews go for \$5*. The New York Times. <https://www.nytimes.com/2011/08/20/technology/finding-fake-reviews-online.html>
- Sweeney, J. C., Danaher, T. S., & McColl-Kennedy, J. R. (2008). *Customer-to-customer interactions: Broadening the scope of word of mouth research*. Journal of service research, 11(3), 253-267.
- Tang, D., Qin, B., & Liu, T. (2015). *Deep learning for sentiment analysis: Successful approaches and future challenges*. WIREs Data Mining Knowl Discov, 5, 292-303. doi:10.1002/widm.1171

- “TheFork - Reserve nos melhores restaurantes da Europa”. (2023). <https://www.thefork.pt>
- Tiago, T., Amaral, F., & Tiago, F. (2015). *The Good, the Bad and the Ugly: Food quality in UGC*. *Procedia – Social and Behavioural Sciences* 175, 162-169.
- Tiago, T., Tiago, F., & Amaral, F. (2014). *User-generated content: tourists’ profiles on TripAdvisor*. *International Journal of Strategic Innovative Marketing*, 01 (2014), 137-147.
- “TripAdvisor”. (2023). <https://www.tripadvisor.pt>
- “TripAdvisor e TheFork, a melhor aliança para atrair clientes”. (2018, 23 abril). <https://www.theforkmanager.com/pt-pt/blog/atrain-clientes-tripadvisor>
- Troya, A., Pillai, R.G., Rodriguez Rivero, C., Genç, Z., Kayal, S., & Araci, D. (2021). *Aspect-Based Sentiment Analysis of Social Media Data with Pre-Trained Language Models*. 2021 5th International Conference on Natural Language Processing and Information Retrieval (NLPPIR).
- Tsang, A., & Prendergast, G. (2009). *Is a “star” worth a thousand words? The interplay between product-review text and rating valences*. *European Journal of Marketing*, 43 (11/12), 1269-1280.
- Tuttle, B. (2012). *9 reasons why you shouldn't trust online reviews*. Time. Trust Online Reviews. TIME.com
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). *Attention is all you need*. 1st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017).
- Veiga, P. (2021). *A pandemia é um acelerador do futuro*. *Revista do Empreendedor*. <https://www.empreendedor.com/opiniao-a-pandemia-e-um-acelerador-do-futuro/>
- Wang, H. J. (2022). “*Understanding reviewer characteristics in online reviews via network structural positions*.” *Electron Markets*, 32: 1311–1325. doi:10.1007/s12525-022-00561.
- Wen, Y., 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), e0275382. doi:10.1371/journal.pone.0275382.
- Wilkinson, R. (2016). *Foodies and food tourism*. *Annals of Leisure Research*, 19(1), 139-141.
- “Yelp”. (2023). <https://www.yelp.pt>
- Yoo, K.-H, Sigala, M., & Gretzel, U. (2016). *Exploring TripAdvisor*. *In Open Tourism*. 239-255.
- Yu, L.-C., Wang, J., Lai, K. R., & Zhang, X. (2017). *Refining word embeddings for sentiment analysis*. *Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 534–539.

- Xiang, Z., Du, Q., Ma, Y., & Fan, W. (2017). *A comparative analysis of major online review platforms: Implications for social media analytics in hospitality and tourism*. ScienceDirect. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.10.001>.
- Zhang, J., Lu, X., & Liu, D. (2021). *Deriving customer preferences for hotels based on aspect-level sentiment analysis of online reviews*. *Electronic Commerce Research and Applications*, 49, 101094.
- Zhang, K., Zhao, S., Cheung, C., & Lee, M. (2014). *Examining the influence of online reviews on consumers' decision-making: A heuristic-systematic model*. Elsevier. *Decision Support Systems* 67,78-89.
- Zhang, Z. Q., Ye, Q. A., Law, R., & Li, Y. J. (2010). *The impact of e-word-of-mouth on the online popularity of restaurants A comparison of consumer reviews and editor reviews*. *International Journal of Hospitality Management*, 29 (4), 694-700.
- “Zomato”. (2023). <https://www.zomatoportugal.com>