

iscte

INSTITUTO
UNIVERSITÁRIO
DE LISBOA

Sentiment Analysis Baseada em Aspetos: Caso de Estudo Jamie's Italian

Joana Isabel Medeiros Figueira

Mestrado em Gestão de Sistemas de Informação

Orientadores:

Doutor Bráulio Alexandre Barreira Alturas, Professor
Associado, Iscte - Instituto Universitário de Lisboa

Doutor Ricardo Daniel Santos Faro Marques Ribeiro, Professor
Associado, Iscte - Instituto Universitário de Lisboa

Setembro, 2022



TECNOLOGIAS
E ARQUITETURA

Departamento de Ciências e Tecnologias da Informação

**Sentiment Analysis Baseada em Aspetos: Caso de Estudo
Jamie's Italian**

Joana Isabel Medeiros Figueira

Mestrado em Gestão de Sistemas de Informação

Orientadores:

Doutor Bráulio Alexandre Barreira Alturas, Professor
Associado, Iscte - Instituto Universitário de Lisboa

Doutor Ricardo Daniel Santos Faro Marques Ribeiro, Professor
Associado, Iscte - Instituto Universitário de Lisboa

Setembro, 2022

Direitos de cópia ou Copyright

©Copyright: Joana Isabel Medeiros Figueira.

O Iscte - Instituto Universitário de Lisboa tem o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicitar este trabalho através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, de o divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

Agradecimentos

Dedico esta tese a todos os profissionais de restauração, que durante os anos de 2020 e 2021, foram bastante afetados no combate contra o a pandemia e que continuam a lutar todos os dias para manter o seu negócio.

Agradeço aos meus orientadores, Professor Bráulio Alturas e Professor Ricardo Ribeiro, pelo apoio e palavras orientadoras, que me ajudaram a desenvolver este trabalho.

O meu grande obrigado pelo carinho da minha família e amigos, que me incentivaram e apoiaram neste percurso. O meu obrigada ainda maior ao meu primo Miguel que me apoiou incondicionalmente e onde nos ajudamos mutuamente nesta jornada em comum.

Por fim, agradeço ao ISCTE, a todos os docentes e todos os grupos associativos, por terem tornado este percurso académico também especial e único.

Até sempre, ISCTE!

Resumo

Com o desenvolvimento da tecnologia, o comportamento dos consumidores também se desenvolveu e mudou. Uma das alterações do comportamento dos consumidores, foi a utilização das novas tecnologias para partilhar as suas experiências, o chamado *e-Word-of-Mouth*, o que levou à criação de plataformas online onde o principal objetivo é permitir aos utilizadores dar a sua opinião sobre diversos produtos ou serviços, como hotéis, livros, restaurantes, entre outros, e consultar a opiniões de outros utilizadores. O surgimento destas plataformas online, alterou a dinâmica de diversos setores de negócios: o mercado de restauração não foi exceção. Existem diversos estudos sobre a utilização deste tipo de plataformas na ótica do cliente, porém também poderão consistir em ótimas ferramentas de trabalho para melhorar a performance dos restaurantes. Deste modo, o objetivo principal deste trabalho é compreender como as diferentes categorias, relacionadas com a temática da restauração, têm impacto na *rating* de uma *review*, tendo como caso de estudo dois restaurantes do chef Jamie Oliver. Começou-se por realizar a revisão literária, onde foram apresentados os conceitos que serviram como base para a investigação. O segundo passo desta investigação, consistiu na aplicação de um modelo que permitiu identificar as categorias e o sentimento associado às mesmas, usando métodos de *Text Mining*. Este tipo de métodos tornou possível entender quais as categorias que mais influenciam o *rating*. Através deste estudo foi possível compreender como a utilização ferramentas de *Text Mining* contribuem para análise da performance de um restaurante e apoiar na tomada de decisão. Os resultados demonstram que as categorias mencionadas são 'food' e 'service' enquanto as menos mencionadas são 'atmosphere' e 'location'. Verificou-se que todas as categorias têm impacto no *rating* final, porém a categoria com maior impacto é 'food'.

Palavras-Chave: *Online review, Text Mining, restaurante, sentiment analysis, Jamie Oliver*

Abstract

The technology development contributed to consumer behavior changes. One of the changes was the use of technologies to share their experiences, as known as e-Word-of-Mouth, which led to the creation of online platforms where the main objective is allow users to share their opinion about products or services, such as hotels, books, restaurants, for example, and search for the others users' opinions. The emergence of these online platforms has changed the dynamic of business sectors, the restaurant sector it was no exception. There are several studies about this type of platform from customer's point of view, but they may also consist a good tool to improve restaurants performance. The main goal for this thesis is to understand how the different categories, related with restaurant theme, impacts the review final rating, using two Jamie Oliver's restaurants as a case study. The first step was studying the literature review, introducing the basic concepts that served as a foundation for the investigation. The second step was applied a model that allows the categories mentioned identification and sentiment analysis through text mining methodologies. This type of methods made it possible to understand which categories influence the rating classification. Through this model it was revealed how using text mining tools, to analyze the restaurant's performance can support in decision making. Results show that the factors most mentioned in the reviews were 'food' and 'service' and the least mentioned were 'atmosphere' and 'location' and all factos has impact in final rating but main one is 'food'.

Keywords: *Online review, text mining, restaurant, sentiment analysis, Jamie Oliver*

Índice

Agradecimentos	i
Resumo	ii
Índice	iv
Índice de Figuras	vi
Índice de Tabelas	vi
Lista de Abreviaturas e Siglas	vii
Capítulo 1 – Introdução	1
1.1. Enquadramento do Tema	1
1.2. Motivação e Relevância do Tema.....	2
1.3. Questão e Objetivo de Investigação.....	4
1.4. Abordagem Metodológica	5
1.5. Estrutura e Organização da Dissertação	5
Capítulo 2 – Revisão da Literatura	7
2.1. Restauração	7
2.2. <i>Online reviews</i>	7
2.2.1. Importância das <i>online reviews</i>	7
2.2.2. Plataformas de Reviews para Restaurantes	9
2.3. Comportamento do Consumidor.....	10
2.4. Word Of Mouth	12
2.5. Text Mining	14
2.5.1. Part-Of- Speech Tagging	15
2.5.2. Análise de Sentimento	16
2.5.3. Análise de Sentimentos Baseada em Aspetos.....	16
2.6. Correlação Linear	18
Capítulo 3 – Metodologia	21
3.1. Desenho de Investigação	21
3.2. Objetivos de Investigação	21
3.3. Hipóteses de Investigação.....	22
Capítulo 4 – Análise e discussão dos resultados	25

4.1.	Apresentação da Amostragem - Dimensão e Perfil	25
4.2.	Modelo de Investigação	27
4.3.	Aplicação do modelo	31
4.3.1.	Identificação de Tópicos	31
4.3.2.	Análise dos Resultados	35
Capítulo 5 – Conclusões e Recomendações		43
5.1.	Principais Conclusões	43
5.2.	Contributos para a Comunidade Científica e Empresarial.....	46
5.3.	Limitações do Estudo.....	46
5.4.	Propostas de Investigação Futura	47
Bibliografia.....		49

Índice de Figuras

Figura 1- Exemplo Review Zomato	3
Figura 2- Exemplo Review Tripadvisor	3
Figura 3- Jamie's Italian Londres	4
Figura 4- Jamie's Italian Lisboa.....	4
Figura 5- Evolução da proporção de pessoas que utilizam comércio eletrónico em Portugal (Fonte : INE 2017)	11
Figura 6- Evolução da proporção de pessoas que utilizam comércio eletrónico em Portugal versus a UE (Fonte: INE 2017).....	11
Figura 7 - Representação dos métodos lemmatization e stemming.....	14
Figura 8- Fases de Text Mining.....	15
Figura 9- Exemplo de classificação semântica.....	16
Figura 10- Percentagem de cada <i>rating</i> – Restaurante de Londres	25
Figura 11- Percentagem de cada <i>rating</i> – Restaurante de Lisboa	25
Figura 12- Distribuição temporal das reviews - Londres	26
Figura 13- Distribuição temporal das reviews - Lisboa	26
Figura 14- distribuição temporal da pontuação média por review- Lisboa.....	27
Figura 15- distribuição temporal da pontuação média por review - Londres.....	27
Figura 16 – Exemplos de palavras de cada biblioteca.....	28
Figura 17 - Matriz de performance vs Importância.....	31
Figura 18- LDA Londres com 7 tópicos.....	32
Figura 19- LDA 6 Tópicos - Lisboa	33
Figura 20- LDA 6 Tópicos - Londres.....	34
Figura 21- Exemplo do Exercício de identificação de Tópicos	34
Figura 22- categorias mencionadas - Lisboa	36
Figura 23- Categorias Mencionadas - Londres.....	36
Figura 24- Distribuição temporal das categorias mencionadas - Lisboa.....	37
Figura 25- Distribuição temporal das categorias mencionadas - Londres.....	37
Figura 26- Sentimento médio por categoria - Lisboa.....	38
Figura 27- Sentimento médio por categoria - Londres.....	38
Figura 28- Sentimento médio por categoria - Lisboa.....	39
Figura 29- Sentimento médio por categoria - Londres.....	39
Figura 30- Distribuição Sentimento por categoria	39
Figura 31- Matriz de Desempenho	41

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Correlações	40
------------------------------	----

Lista de Abreviaturas e Siglas

e-WOM - Electronic Word-Of-Mouth

NA - Noun-Adjective

NER - Named-Entity Recognition

POS - Part-of- speech

UE - União Europeia

WOM - Word-Of-Mouth

Capítulo 1 – Introdução

1.1. Enquadramento do Tema

A tecnologia e o constante desenvolvimento da mesma, levou a que tudo o que nos rodeia muda, incluindo o comportamento dos clientes. Nos últimos anos existiu um grande crescimento dos utilizadores do e-commerce e as empresas deveriam apostar cada vez mais neste tipo de serviços (Dubey, 2016). A evolução para a chamada Web 2.0, em que os cibernautas passam a ter “participação ativa” na produção de conteúdo, modificou a forma como as empresas têm que interagir com os consumidores (Constantinides & Fountain, 2008).

Uma das grandes alterações do comportamento dos clientes, foi a criação do hábito de partilhar experiências sobre serviços e/ou produtos por parte dos utilizadores nas redes sociais, o que levou ao aparecimento de sites e aplicações online, onde o seu principal objetivo é permitir aos utilizadores escrever *reviews*, ou seja, dar a sua opinião sobre diversos produtos ou serviços, como hotéis, livros, restaurantes, entre outros, e consultar as opiniões de outros utilizadores. Os consumidores têm tendência a dar mais valor a *reviews* online, pois acreditam que os anteriores clientes das empresas são mais verdadeiros nas suas opiniões do que as próprias empresas, visto que os clientes que publicam a sua opinião não têm qualquer tipo de lucro ao darem essa opinião (Park & Gretzel, 2007). As *reviews* online são considerados cada vez mais como uma fonte de informação vital, mais do que outras metodologias de *Business to Consumer* (Zhang, Craciun, & Shin, 2010). Muitos dos clientes utilizam este tipo de plataformas pois consideram que ao ler as opiniões, o risco de comprar um determinado bem ou serviço diminui.

O surgimento destas plataformas online, alterou a dinâmica de diversos setores de negócios, e o mercado de restauração não foi exceção. Neste tipo de plataformas é possível as pessoas partilharem as suas experiências, fotografias e classificarem os restaurantes em diversos parâmetros. As plataformas de restauração são um grande ativo não só para o consumidor, como para o próprio restaurante, uma vez, que permite que os utilizadores conheçam o espaço, a comida e comparem os preços de diferentes restaurantes, e tendo boas *reviews*, estas terão um grande peso na tomada de decisão para futuros clientes (Dubey, 2016).

Existem diversos estudos sobre *reviews* em plataformas online, porém focam-se essencialmente no impacto das opiniões publicadas para futuros clientes e não na vertente do fornecedor do produto ou serviço. Um dos setores onde este tema tem sido mais abordado é o setor hoteleiro.

Os objetivos específicos deste estudo são os seguintes: estabelecer as dimensões/categorias que serão a base da análise; identificar os principais tópicos mencionados nas *reviews*; aplicar um modelo de análise de sentimento e criar uma matriz de desempenho.

Assim o primeiro objetivo ao realizar a presente dissertação é explorar o tema das *reviews* em plataformas online no setor da restauração, utilizando ferramentas de *text mining* de modo a identificar tópicos e a analisar a polaridade das *reviews*. Estas *reviews* serão extraídas de duas plataformas online, a Zomato e a Tripadvisor.

Os restaurantes escolhidos, como caso de estudo, são os dois restaurantes do chefe Jamie Oliver, situados em Lisboa e em Londres. O restaurante *franchising* Italiano está localizado em Lisboa, mais precisamente no Príncipe Real com o nome de *Jamie's Italian*, foi inaugurado há cerca de quatro anos e trata-se do primeiro restaurante em Portugal do famoso chefe Jamie Oliver. Trata-se de um restaurante com espaço de 500 m², dividido em 3 pisos e que acolhe 174 pessoas. O restaurante em Londres, faz parte da cadeia de restaurantes Italianos de Jamie Oliver, iniciada 2008 e possui o mesmo nome do restaurante em Portugal. Este restaurante funcionou com muito sucesso até 2019. Em maio desse ano o grupo dos restaurantes de Jamie Oliver entrou em falência, tendo como resultado, o encerramento de 22 dos 25 restaurantes italianos de Jamie Oliver.

1.2. Motivação e Relevância do Tema

O desenvolvimento da Internet permitiu que o comportamento dos clientes face à procura de restaurantes mudasse completamente. Atualmente, grande parte da população procura restaurantes e opiniões sobre os mesmos, antes de se deslocar para um determinado local, através de plataformas online, onde é possível verificar a classificação e as *reviews* dos restaurantes.

Uma das plataformas online de *reviews* de restaurantes mais conhecida é a Zomato, uma plataforma que fornece um conjunto abrangente de informação sobre restaurantes,

cafés, bares e espaços noturnos para além, de permitir a consulta e a publicação de *reviews*, sendo assim, o grande contribuidor desta plataforma é o próprio cliente. Esta plataforma está presente em 24 países, incluindo Portugal, onde está disponível no Porto e em Lisboa. Esta plataforma atualmente conta com 90 milhões de visitas por mês e está disponível na internet e numa aplicação para dispositivos android e para iOS da Apple.

A plataforma Zomato é uma das plataformas mais conhecidas no que toca a pesquisa de opiniões em relação a restaurantes. Nesta plataforma os utilizadores escrevem a sua opinião através de uma *review*, que é constituída por um texto onde o utilizador partilha a sua



Figura 1- Exemplo review Zomato

experiência e onde irá dar a pontuação de 1 a 5, onde o 1 é a pontuação mais baixa e o 5 é a pontuação mais elevada, como ilustrado na Figura 1. Através das pontuações dadas é gerado o *rating* de cada restaurante, que consiste na média de todas as *reviews* realizadas relativas aquele restaurante.

Porém quando os consumidores pesquisam na plataforma têm dificuldade em encontrar informação relevante no conjunto de todas as *reviews*, como por exemplo, o *rating* por cada categoria. Outro ponto é que o *rating* é definido por cada cliente e não pelo que está a ser escrito, o que torna o *rating* mais subjetivo (Gojali & Khodra, 2016).

À semelhança da Zomato, a Tripadvisor, é uma plataforma online que tem o intuito de fornecer aos seus utilizadores conteúdos relacionados com turismo, onde também estão incluídas informações e *reviews* sobre restaurantes. A plataforma conta com mais de 859



Figura 2- Exemplo review Tripadvisor

milhões de avaliações e opiniões, está disponível em 49 mercados e 28 idiomas, incluindo Portugal, onde está presente em todo o país, e está acessível através da Internet e numa aplicação disponível para dispositivos Android e iOS da Apple. De modo a incentivar os utilizadores a publicar as suas *reviews*, a Tripadvisor, tem um programa de reconhecimento, onde se ganha pontos por cada *review* e consoante os pontos os utilizadores têm níveis de “expertise” (Tripadvisor, 2020).

Ao contrário do Zomato, para além do *rating* geral, também possui *rating* sobre a comida, ambiente e preço, como ilustrado na Figura 2, porém é definido pelo que o cliente escreveu, tornando-se à semelhança da Zomato, um *rating* subjetivo.

Métodos de *text mining* ajudam a compreender e a retirar todo o potencial das *reviews online*. Através deste tipo de métodos é possível criar modelos que permitem compreender o comportamento dos consumidores e ajudar na tomada de decisões das empresas (Antonio, Almeida, Nunes, Batista, & Ribeiro, 2018a).

Tendo em conta esta problemática, esta dissertação tem como base a aplicação de métodos de identificação e classificação de tópicos e análise de sentimentos. De forma a compreender qual o sentimento que está associado a cada *review* e a cada categoria e como este impacta na classificação final da *review*.

O caso de estudo escolhido foram dois restaurantes do mesmo dono, Jamie Oliver, situados em dois países diferentes, Portugal e Inglaterra (Figura 3 e 4). Podendo assim ser possível ter uma amostra maior para análise e sendo possível comparar os resultados gerados, onde os menus e os ambientes são semelhantes, tendo apenas a diferença do país onde está localizado. De realçar que o restaurante da Inglaterra atualmente encontra-se encerrado enquanto o de Portugal continua aberto, podendo concluir quais os pontos fortes e fracos de ambos os restaurantes e perceber quais os fatores que mais contribuem mais para a satisfação dos clientes.



Figura 4- Jamie's Italian Londres



Figura 3- Jamie's Italian Lisboa

1.3. Questão e Objetivo de Investigação

A questão da investigação proposta para esta investigação é a seguinte: “Quais os fatores que mais influenciam o *rating* de um restaurante a partir das *reviews online*?”

A função de pesquisa é compreender de que forma cada fator influencia a definição do *rating*, por parte do cliente, de um restaurante.

O objetivo principal desta dissertação é realizar uma análise de sentimentos, utilizando ferramentas de *text mining* de forma a compreender como cada categoria influencia o *rating* final da *review*, e assim responder à questão inicial desta dissertação. Para além do objetivo principal da investigação, serão apresentados os objetivos específicos no capítulo 3.

1.4. Abordagem Metodológica

De modo a atingir os objetivos da presente dissertação, foi inicialmente realizada a revisão da literatura, servindo como enquadramento teórico relevante para o desenvolvimento do presente estudo.

Tendo como base a revisão da literatura, foi realizada a construção do modelo de identificação das categorias mencionadas num caso de estudo. conceção do modelo de investigação encontra-se dividido em seis passos. No primeiro passo foi realizado o pré-processamento dos dados das *reviews*. O segundo passo consiste em definir as categorias mencionadas nas *reviews*, tendo em conta a temática da restauração, seguindo-se a identificação das categorias mencionadas em cada *review* e a definição de análise de sentimentos para cada categoria. Por fim, definiu-se a relevância de cada categoria, através da correlação entre o sentimento da categoria e o *rating* final da *review* e criou-se uma matriz de desempenho do restaurante. Ao longo do modelo, são testadas e validadas as hipóteses definidas.

1.5. Estrutura e Organização da Dissertação

Este trabalho encontra-se dividido em cinco capítulos, onde se pretende demonstrar as diferentes fases da conceção do estudo.

No primeiro capítulo é introduzido o tema e os seus respetivos objetivos e importância.

O segundo capítulo é dedicado ao enquadramento teórico, designado por revisão da literatura.

O terceiro capítulo reflete a metodologia utilizada, de todo o processo de recolha e processamento dos dados, assim como os métodos de análise.

No quarto capítulo é apresentado o modelo aplicado assim como os resultados obtidos e respetiva análise, de modo a responder à questão inicial e verificar as hipóteses definidas.

Por fim, no quinto capítulo serão apresentadas as conclusões do estudo decorrido ao longo do trabalho, como também as limitações e recomendações para trabalhos futuros.

Capítulo 2 – Revisão da Literatura

2.1. Restauração

Segundo Ernest & Young, (Martins, 2018) a indústria hoteleira, onde também se encontra a restauração, é uma das indústrias mais importante para todos os países. A indústria de restauração é o segmento que mais contribui para o lucro do setor hoteleiro. O consumidor atualmente tem uma maior opinião sobre os restaurantes e a gastronomia, o que significa que ao longo dos anos a competitividade entre restaurantes tem aumentado (Namkung & Jang, 2017). Os estabelecimentos tentam atrair os consumidores através de serviços personalizados e diferentes, a nível de qualidade, conceito, preço e conveniência. Os consumidores não valorizam apenas a comida como também as experiências (Lekstutyté, 2016).

Restaurante é definido como uma organização de serviços complexos que necessita de um contacto entre os clientes e os fornecedores, num local físico de forma a entregar os seus serviços/produtos (Kotler, 1973). O ato de ir a um restaurante é mais do que saborear um prato, como também envolve toda a restante experiência, onde está incluído, a decoração, o menu, a música, o serviço, o tamanho, entre outros (Ryan & Chrisler, 2003).

Os restaurantes podem ser divididos em três diferentes categorias: restaurante *fastfood*, restaurantes com refeições casuais e restaurante de luxo (Ha & Jang, 2012).

2.2. *Online reviews*

2.2.1. Importância das *online reviews*

A evolução tecnológica tornou possível a partilha por parte dos consumidores da sua opinião sobre os diversos temas. As empresas perceberam que é bastante importante manter uma relação de proximidade com os seus clientes e adaptar a sua estratégia de acordo com as suas necessidades (Martins, 2018).

A necessidade de agregar diferentes tipos de negócio ou setores levou ao desenvolvimento de diversos levou ao desenvolvimento de diversos sites e aplicações,

com o objetivo principal de reunir empresas e consumidores num único espaço (Ferreira & Alturas, 2010).

A publicação e partilha de conteúdos funcionam em várias plataformas e existem para diferentes áreas. Estas plataformas permitem que os consumidores partilhem a sua opinião relacionada com empresas, negócios, produtos ou serviços (Moreno, 2015). De forma agrupar os diferentes tipos de negócios, setores de mercado e produtos, surgiram os sites ou plataformas de *reviews online*, tendo como principal objetivo reunir num único espaço as empresas e os consumidores. A vantagem do aparecimento destas plataformas para as empresas é o facto de elas conseguirem filtrar os conteúdos que lhes dizem respeito, de forma a conseguirem analisar a satisfação dos consumidores em relação aos seus produtos e serviços, e oferecer produtos que vão de encontro às necessidades dos seus clientes. Outra vantagem para as empresas, é que adotando este meio de comunicação com os seus consumidores, acabam por ter publicidade praticamente gratuita, podem transmitir qualidade, garantir a confiança por parte de consumidores mais experientes, ter um contacto próximo, apesar de virtual, com os seus clientes, o que pode garantir a fidelidade dos consumidores e angariar novos clientes (Leung, Law, van Hoof, & Buhalis, 2013). As empresas verificaram que este meio é uma boa forma de chegar aos utilizadores e/ou potenciais consumidores (Ferreira & Alturas, 2010).

Porém devemos de ter em conta que podem surgir comentários negativos ou menos favoráveis às empresas, o que pode comprometer a reputação e a fidelização dos consumidores (Rizvi & Keole, 2015). Por este motivo é importante a empresa monitorizar constantemente os comentários feitos online de forma a garantir que consegue compreender qual a opinião e perceção dos consumidores e ir de encontro às suas necessidades, para isso é importante adotar estratégias de forma a perceber o que os consumidores mais gostam e destacar precisamente essas características ou produtos/serviços.

As *reviews online* na indústria de restauração e hotelaria influenciam em aproximadamente 50% a decisão de efetuar uma reserva (Antonio, Almeida, Nunes, Batista, & Ribeiro, 2018b).

(Brunner, Ullrich, & De Oliveira, 2018) realizaram um estudo com o principal objetivo de compreender o efeito das empresas responderem a *reviews* negativas, onde concluíram que quando a empresa dá uma resposta fraca e vaga, os consumidores acreditam mais nas *reviews* de outros consumidores sobre o produto do que na própria

empresa. Porém quando a empresa responde de forma concreta e forte, os consumidores acreditam tanto nas *reviews* de outros consumidores como na empresa fornecedora do produto e existe um aumento da procura do determinado produto.

Na ótica do consumidor, também existe a vantagem de ter acesso a dicas, recomendações e fazer recomendações, através da consulta destes mesmo sites.

2.2.2. Plataformas de Reviews para Restaurantes

A utilização de tecnologia é muito importante para perceber os comportamentos dos consumidores, por isso existem cada vez mais artigos de investigação focados na atitude e no comportamento dos consumidores online (Thorbjørnsen, Supphellen, Nysveen, & Pedersen, 2002).

Existem vários fatores de sucesso para um restaurante, como a qualidade da comida, o menu e o preço (Yim, Lee, & Kim, 2014). O preço é uma variável importante que requer a atenção do cliente e pode aumentar o número de vendas num restaurante. Quando o preço se encontra bem definido, de acordo não só com a comida como também os fatores envolventes como o serviço, existe uma grande probabilidade de o negócio ser um sucesso.

Atualmente existem muitas plataformas online onde os clientes podem expressar a sua opinião sobre determinado restaurante, café, bar, como é o caso, da Zomato e da Tripadvisor. Nestas plataformas o maior contribuidor é o consumidor, que partilha as suas experiências e informações sobre o espaço, a comida, o serviço e onde também classifica, por norma, de 1 a 5 o restaurante. Existe um maior impacto para os consumidores em geral, de um cliente que define o restaurante com *rating* 1, a classificação pior, do que um cliente que define o restaurante com o *rating* 5, a melhor classificação se pode dar ao restaurante (Zhang, Ye, Law, & Li, 2010).

Os consumidores procuram informações relevantes, nestas plataformas, uma vez que estas fornecem informação importante e de qualidade, por outros consumidores que tenham os mesmos interesses e que já tenham frequentado aquele espaço e não por pessoas que trabalham para a empresa, que podem destorcer a verdade e não ter comentários verdadeiros (Filiari, Algezai, & McLeay, 2015). Entenda-se como informação de qualidade como uma série de dimensões que descrevem a qualidade da

informação, estas dimensões são por exemplo a exatidão, consistência, integridade e adequação para o uso da informação e a relevância (Paggi, 2021).

Um dos métodos mais importantes usado para avaliar o desempenho do restaurante é verificar os comentários diretamente relacionado com os preços que se encontram nos menus (Yim, Lee, & Kim, 2014).

Os consumidores dão mais importância ao *rating* das plataformas online, ou seja a classificação que os clientes dão após consumirem o produto ou serviço, do que as classificações oficiais, tornando-se assim, num indicador com mais significado para a previsão de performance de um restaurante ou hotel, do que os questionários tradicionais (Antonio, Almeida, Nunes, Batista, & Ribeiro, 2018a); (Fernandes, Moro, Cortez, Batista, & Ribeiro, 2021).

2.3. Comportamento do Consumidor

Os gestores de marketing passam a maioria do seu tempo a tentar perceber o comportamento dos consumidores (Lamb, Hair, & McDaniel, 2010). O comportamento do consumidor pode ser definido como as características que podem ser identificadas ao observar uma pessoa a realizar as suas compras, pesquisa e avaliação dos produtos ou serviços para satisfazer as suas necessidades (Schiffman & Kanuk, 2009). Os consumidores seguem um processo de *decision making*, que consiste em procurar informação sobre um determinado produto ou serviço, avaliam possíveis alternativas, após este processo compram o produto ou serviço e para finalizar é dado o processo de *post-purchase behaviour* (Lamb, Hair, & McDaniel, 2010), isto é, as intenções de voltar a comprar algo da mesma empresa assim como recomendar o consumo do produto ou serviço a terceiros (Alcañiz, García, & Blas, 2005).

Se o consumidor não se sentir seguro ou confortável com o produto ou serviço rapidamente arranja um substituto para satisfazer a sua necessidade. Atualmente a relação que os clientes têm com as empresas tem de ser de responsabilidade, clara e de confiança (Samara & Morsch, 2005).

Com a crescente utilização da internet como canal de distribuição de produtos e de comunicação criou-se a oportunidade de interação entre as organizações e os

consumidores. Estas interações ocorrem quando o consumidor está na fase de pesquisa onde a interface de pesquisa é a Internet (Rose, Hair, & Clark, 2011). Compreender os mecanismos da compra online é uma questão prioritária para as empresas que competem no mercado online (Constantinides, 2004). Em 2017, 34% da população residente em Portugal, com idade compreendida entre os 16 e os 74 anos, referiu ter utilizado a internet para efetuar compras de produtos ou serviços. Face a 2010, onde a percentagem rondava os 15%, este valor mais do que duplicou. Apesar do aumento, a percentagem de portugueses que efetuaram compras pela internet mantém-se significativamente abaixo da média da União Europeia (UE), menos 24 pontos percentuais em 2016, como ilustrado na Figura 5 e 6 (Instituto Nacional de Estatística, 2017).



Figura 5- Evolução da proporção de pessoas que utilizam comércio eletrónico em Portugal (Fonte : INE 2017)



Figura 6- Evolução da proporção de pessoas que utilizam comércio eletrónico em Portugal versus a UE (Fonte: INE 2017)

Os fatores pessoais específicos, como a falta de tempo, podem justificar a influencia dos comportamentos dos consumidores online (Bellman, Lohse, & Johnson, 1999). Fatores como o risco, o atendimento ao cliente e a experiência de compra, foram apontados por (Vijayasarathy & Jones, 2000) como sendo fatores que influenciam a intenção de fazer compras online. Muitos investigadores não conseguem compreender as diferenças fundamentais do comportamento do consumidor numa compra tradicional versus uma compra online, porém argumenta-se frequentemente que uma nova etapa no processo de compra foi adicionada no processo de compras online, que é a etapa de construção da confiança (Constantinides, 2004). Em alguns estudos afirma-se que

existem dois grandes grupos de fatores que influenciam o processo de compra: características do consumidor e a influência do ambiente envolvente. (Constantinides, 2004). Os especialistas de marketing online podem influenciar o processo de tomada de decisão dos consumidores, utilizando ferramentas tradicionais, mas principalmente criando e fornecendo a experiência online adequada: uma combinação entre informações, emoções, sugestões, estímulos, em suma, um complexo mix de elementos que vai além dos 4Ps do tradicional marketing mix, o produto, o preço, o local e a promoção. O meio principal de fornecer uma experiência agradável através da internet é ter um site corporativo, ou seja, uma plataforma online que funcione como interface de comunicação entre a empresa e os seus clientes (Constantinides, 2002).

O conhecimento prévio dos consumidores (dicas internas, como conhecimento da marca) desempenha um papel importante durante a decisão no processo de compras-online (Brunner, Ullrich, & De Oliveira, 2018).

2.4. Word Of Mouth

Word-Of-Mouth (WOM), ou de-boca-em-boca ou ainda palavra passa a palavra em português, é definido como sendo a partilha de opiniões com terceiros, o que acabará por levar ao conhecimento dessas mesmas informações para uma gama maior de pessoas. A quantidade de informações partilhadas pelo WOM é correlacionada com os temas, o que faz com que haja uma maior probabilidade de se falar de marcas com maior interesse e empolgantes (Hughes, 2005).

A comunicação WOM é uma forma mais eficiente do que a publicidade porque representa o consumidor a partilhar a sua experiência, que não ganha nada em fazê-lo, o que faz com que seja visto como algo mais credível do que a publicidade (Mangold & Smith, 2012).

Ao longo dos anos, têm existido vários estudos sobre o WOM. Em 1955, afirmava-se que a WOM era sete vezes mais eficaz do que as publicidades existentes nos jornais e duas vezes mais do que a publicidade que passava nas rádios. Na década de 70, estimava-se que o WOM era nove vezes mais eficiente a mudar a atitude e a opinião dos consumidores do que a publicidade em geral. Atualmente, muitos investigadores afirmam que o WOM continua a ser das formas mais eficientes de atrair clientes e garantir a sua

lealdade à marca. Existem dois tipos de WOM: positiva e negativa (Goyette, Ricard, Bergeron, & Marticotte, 2010). A primeira é as opiniões positivas que o cliente partilha durante a experiência de um determinado produto ou serviço (Luo X. , 2007). Por outro lado, o WOM negativo é a insatisfação que o consumidor faz acerca de um produto ou serviço ou de uma experiência menos boa ou má. Os comentários negativos influenciam negativamente a confiança e a intenção de compra dos consumidores. O efeito da WOM negativo é diferente da positiva. As classificações negativas têm um efeito oposto maior do que as classificações positivas quando um consumidor forma o seu nível de confiança com um vendedor (Lu, Ba, Huang, & Feng, 2018).

Atualmente, na era da internet, o poder da WOM aumentou exponencialmente. Com evolução das tecnologias da informação e da internet, o WOM adquiriu vários nomes, como Internet Word-of-Mouth, Word-of-Mouth Marketing e Electronic WOM (e-WOM) (Goyette, Ricard, Bergeron, & Marticotte, 2010). O e-WOM é definido como qualquer comentário positivo ou negativo sobre um produto, serviço e/ou empresa por pessoas que sejam consumidores ou potenciais consumidores desse mesmo produto ou serviço, que foi partilhado na internet e que se encontra disponível para a leitura de outros indivíduos ou empresas (Yoo, Sanders, & Moon, 2013).

O consumidor participa ativamente no processo publicitário da empresa, tornando-se defensor e promotor da empresa. Esta participação pode ser realizada voluntariamente por um grupo de consumidores ou incentivado com algum contributo monetário, porém esta última opção acaba por ficar mais longe da definição de WOM, porque a independência do cliente quanto à empresa deixa de ser óbvia (Goyette, Ricard, Bergeron, & Marticotte, 2010).

O e-WOM tornou-se num fator importante na experiência das compras online. O nível de motivação do consumidor para partilhar a sua experiência em plataformas de *reviews* tem vindo a aumentar, e estas participações tem um impacto significativo para as empresas, por isso as *reviews* devem ser tidos em conta pelas mesmas (Yoo, Sanders, & Moon, 2013). A comunidade online de *word-of-mouth* tem se tornado mais forte com um maior número de pessoas envolvidas (Martins, 2018).

Porém o e-WOM levanta também algumas questões éticas, uma vez que existem empresas que pagam a consumidores com muitos seguidores nas redes sociais, os chamados “*Influencers*”, para postar informações sobre determinados produtos, fazendo com que por vezes os consumidores levem a questionar até que ponto o que está a ser

partilhado é verdadeiro. Porém não deixa de ser uma interessante estratégia de marketing das empresas, desde que a empresa crie os mecanismos necessários para garantir que a informação que está a ser publicada é a mais genuína possível (Gupta & Harris, 2010).

2.5. Text Mining

Text Mining é um processo semiautomático, que tem como função extrair padrões através de dados textuais não estruturados (Miller, 2005). As principais fontes de dados para o *text mining* são blogs, emails, notícias, relatórios e texto em websites ou redes sociais. Neste contexto, um documento é uma sequência de *tokens*, podendo estes ser caracteres ou palavras. Na representação computacional dos documentos podem ser usados unigramas, os *tokens* individuais, ou *n*-gramas, sequência de *tokens* de comprimento *n* (Calheiros, Moro, & Rita, 2017).

O *text mining* tornou-se cada vez mais importante porque estamos na era da informação massificada, o que faz com que exista a dificuldade em aceder de forma eficiente a informação não estruturada.

O *text mining* é por vezes confundido com *data mining*. O *data mining* e o *text mining* são semelhantes, mas a grande diferença é que no caso do *text mining* são utilizados dados não estruturados ou semiestruturados enquanto no *data mining* as técnicas de análise permitem encontrar padrões em base de dados grandes e estruturadas.

Um processo de *text mining* consiste em cinco passos. Primeiro começa-se por extrair os dados da fonte de informação escolhida (por exemplo: o website de uma rede social ou o conjunto de relatórios de uma organização), criando um conjunto de dados. A próxima etapa é o pré-processamento dos dados. O pré-processamento consiste, em primeiro separar o texto em frases e as frases em palavras. Nesta etapa estão incluídos passos com a limpeza dos documentos, a normalização da realização ortográfica (por exemplo, a correção de erros ortográficos, colocar todas as palavras em minúsculas, etc), o *Part-of-Speech tagging* e também a lematização e o *stemming*, que consiste em converter as palavras no seu radical, onde o *stemming* apenas remove os prefixos e sufixos, enquanto a lematização, converte para a entrada lexicográfica mas tendo em conta o contexto onde a

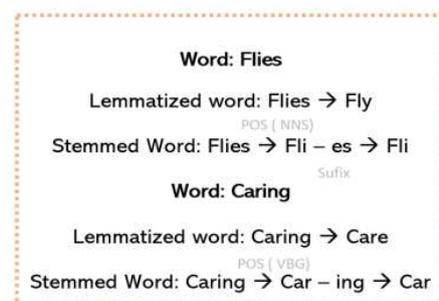


Figura 7 - Representação dos métodos lemmatization e stemming

frase se encontra, tal como no exemplo na Figura 7 (Cozza & Petrocchi, 2016). Em terceiro lugar, é realizado o processamento do documento, que consiste em converter o documento num formato estruturado. Nesta etapa é gerada a representação computacional dos documentos e inclui passos como a análise sintática e semântica do texto: são geradas as *features*. Posteriormente, surge o *data mining*, que consiste em aplicar métodos ou algoritmos de aprendizagem supervisionada ou não supervisionada com o objetivo de encontrar padrões. Por fim, é realizada a avaliação e análise dos resultados gerados (Figura 8).

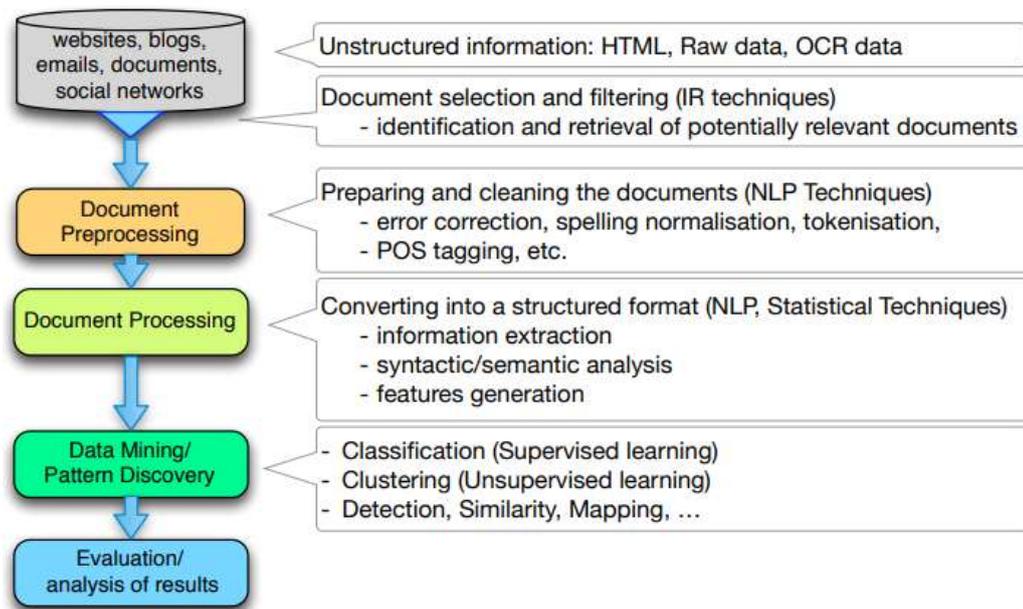


Figura 8- Fases de Text Mining

2.5.1. Part-Of- Speech Tagging

Part-of-Speech (POS) tagging consiste na tarefa de etiquetar cada palavra de uma frase com a categoria gramatical apropriada, de acordo com o contexto da frase. Num modelo probabilístico, existem dois fatores que são importante para determinar a categoria gramatical de uma palavra: a probabilidade lexical das palavras, por exemplo sem considerar o contexto, a palavra “bank” tem mais probabilidade de ser um nome do que um verbo, e a probabilidade contextual, por exemplo “I bank with MBWAY”, neste caso como a palavra aparece após um pronome pessoal tem mais probabilidade de ser verbo (Sastry, Chaudhuri, & Reddy, 2007).

2.5.2. Análise de Sentimentos

Análise de sentimentos é o estudo computacional da opinião das pessoas em relação a entidades, indivíduos, tópicos, eventos, entre outros. A análise de sentimento, ou *Sentiment Analysis*, que tem como objetivo atribuir o sentimento (positivo, neutro ou negativo) a um determinado documento ou frase de forma automática. Esta ferramenta é um excelente método para extrair opiniões de documentos não estruturados (Antonio, Almeida, Nunes, Batista, & Ribeiro, 2018a)

Este tipo de análise é muitas vezes utilizado em departamentos de marketing, uma vez que pode ser usado para melhorar a satisfação dos clientes em relação a um produto ou serviço, assim como para extrair informação sobre a opinião acerca de um político, um filme, entre outros.

O sentimento que aparece num documento pode ser caracterizado em dois tipos: explícito, que acontece quando a frase expressa diretamente uma opinião positiva ou negativa, ou implícito, onde a frase não expressa diretamente ou implica um parecer positivo ou negativo (Liu, 2008). Por norma os trabalhos realizados focam-se no primeiro tipo, uma vez que é mais fácil de analisar.

2.5.3. Análise de Sentimentos Baseada em Aspetos

A análise de sentimentos baseada em aspetos tem como objetivo identificar as entidades, os aspetos e os sentimentos expressos. Primeiramente é efetuada a identificação de todos os aspetos mencionados em cada frase e esta tarefa deve ser realizada mesmo quando não existe sentimentos expressos, ou seja, quando a polaridade é nula (António, 2017).

A tarefa de identificação de entidades e aspetos, poderá ser realizada através da utilização de reconhecimento de entidades mencionadas, ou *Named-Entity Recognition* (NER). O reconhecimento de entidades mencionadas tem como objetivo identificar as entidades que são mencionadas no texto e as suas categorias, por exemplo, datas, empresas, locais e pessoas. Esta tarefa apresenta bastante complexidade, uma vez que existem palavras, que podem ter mais do que um significado e

-
- 1) O Jorge Pereira é o primeiro-ministro de Portugal.
 - 2) A pereira do meu pomar está muito bonita

Figura 9- Exemplo de classificação semântica

diferentes classificações semânticas, como apresentado na Figura 9, com o exemplo da palavra “Pereira”, como também por vezes torna-se complicado identificar entidades que são compostas por mais do que uma palavra (António, 2017). A maioria das abordagens utilizadas no reconhecimento de entidades mencionadas baseia-se em técnicas de extração de informação.

A análise de sentimentos baseada em aspetos pode ser categorizado por três fases principais, ou seja, a extração do aspeto, a análise do sentimento do aspeto e a evolução do sentimento. A primeira fase, pode ser constituída por aspetos explícitos, implícitos, termos de aspetos, entidades ou opiniões. A segunda fase classifica a polaridade do sentimento para um aspeto predefinido, ou seja, se o sentimento é negativo, positivo ou neutro. Esta fase formula interações, dependências e relações semânticas entre as diferentes palavras de modo a alcançar uma maior precisão de classificação de sentimentos. A terceira e última fase analisa a dinâmica do sentimento sobre determinado aspeto ao longo do tempo (Nazir, Rao, Wu, & Sun, 2020).

2.5.4. Deteção de tópicos

O trabalho em deteção de tópicos iniciou-se em 1996 com o Topic Detection and Tracking (TDT), onde a principal motivação era processar um conjunto grande de dados de notícias, com o objetivo de organizar os dados por eventos. Em geral, o principal objetivo da modelação de tópicos, é identificar os tópicos principais de um determinado conjunto de documentos e para cada tópico é dado um conjunto de palavras com a respetiva importância (Batista & Ribeiro, 2013).

Um dos métodos mais simples para a classificação de tópicos, quando sabemos os temas principais dos documentos, é o método de contar quantas palavras relacionadas com cada tópico surgem no texto, classificando-se o tópico através do cálculo da frequência relativa de todas as palavras para cada tópico e escolhe-se o tópico com a maior frequência. A grande desvantagem deste método é o facto de uma palavra poder estar relacionado com mais do que um tópico (Schwartz, Imai, Kubala, Nguyen, & Makhoul, 1997).

Outro método de classificação de tópicos é baseado no Term Frequency - Inverse Document Frequency (TF-IDF), uma medida estatística introduzida por Karen Sparck Jones nos anos 50, onde o valor de importância da palavra diminui quanto mais frequente for num texto, dando assim mais peso aos termos mais específicos. Ou seja, quanto maior

for o número de documentos onde a palavra ocorre, menor será a relevância da palavra. (Robertson, 2004). Assim identifica-se o tópico consoantes as palavras menos frequentes.

O modelo mais comum e popular para modelação de tópicos é o algoritmo Latent Dirichlet Allocation (LDA). O modelo LDA é um algoritmo probabilístico, de aprendizagem não supervisionada, que é usado para gerar tópicos, identificados pelos termos que os definem (Sendhilkumar, Srivani, & Mahalakshmi, 2017). A ideia geral do LDA é baseada na hipótese de escrever um documento sobre um ou vários tópicos. Para identificar um determinado tópico num texto é utilizado um modelo de tópicos, porém uma palavra pode estar em mais do que um tópico, dependendo do seu contexto (Krestel, Frankhauser, & Nejd, 2009).

2.5.5. Algoritmo BERT

O BERT é um modelo de língua que permite obter representações semânticas para as palavras de um texto tendo em conta o seu contexto de ocorrência, podendo também ser usada para gerar representações semânticas para documentos.

O algoritmo BERT, encontra-se dividido em duas etapas, o pré-treinamento, onde é treinado com dados não etiquetados, e o ajuste fino, que consiste na junção dos parâmetros pré-treinados e uma etapa de treino com dados etiquetados das tarefas *downstream* (Devlin, Chang, Lee, & Toutanova, 2019).

O algoritmo distingue-se uma vez que permite prever, com bons resultados, *tokens* a partir do seu contexto. Este modelo é pré-treinado pela equipa da Google e tem 110 milhões de parâmetros.

2.6. Correlação Linear

De forma a compreender os fenómenos observados e a relação entre diferentes variáveis criou-se os coeficientes de correlação.

Os coeficientes de correlação são métodos estatísticos que têm como objetivo medir a relação entre diferentes variáveis, ou seja, como é que uma variável se comporta quando outra está variando, percebendo assim se existe uma relação de variabilidade.

Um dos coeficientes mais conhecidos, é coeficiente de Pearson, ou correlação linear, onde apresenta a correlação entre variáveis, com um coeficiente entre -1 e 1.

Quando o coeficiente se aproxima de 1, significa que existe uma correlação forte entre as variáveis ou também se pode afirmar que existe uma relação linear positiva, ou seja, se uma variável aumentar a outra também irá aumentar. Caso o coeficiente se aproxima de -1, significa que existe uma correlação negativa ou inversa, as variáveis correlacionam-se, mas quando uma variável aumenta a outra diminui. Quando o coeficiente se encontra próximo do 0, significa que não existe uma relação entre as duas variáveis (Yule & Kendall, 1950).

Capítulo 3 – Metodologia

3.1. Desenho de Investigação

A metodologia de investigação descreve os processos de pensamento que serão aplicados durante uma investigação científica, ou seja, trata-se do meio de alcançar os objetivos de investigação e se responder às questões de investigação.

Inicialmente, foi realizada uma revisão da literatura, onde foram apresentados os conceitos que serviram como base para a investigação.

Este trabalho consiste na aplicação de um método que permite identificar, através das técnicas de *Text Mining*, os diferentes aspetos mencionados pelos utilizadores que influenciam a avaliação final da *review*. Utilizou-se como caso de estudo dois restaurantes do chefe Jamie Oliver, tendo sido extraídos os dados da página da Zomato e Tripadvisor, de forma aleatória.

Os dados utilizados para a conceção deste modelo foram apenas as *reviews* do caso de estudo, de modo a compreender, se é possível ter tópicos relevantes com base apenas nos dados dos restaurantes em análise.

3.2. Objetivos de Investigação

A questão de investigação deve ser relacionada com a problemática que vai ser examinada e analisada. O sucesso de uma pesquisa depende de quão bem o investigador define a sua questão de investigação, de modo a afunilar o objetivo da investigação (Aslam, 2010).

Tendo em conta a citação anterior, a questão da investigação proposta para esta investigação é a seguinte: “Quais os fatores que mais influenciam o *rating* de um restaurante a partir das *reviews online*?”

De modo a responder à questão anterior, os objetivos específicos estabelecidos são os seguintes:

- Estabelecer as dimensões/categorias de análise das *reviews*;
 - Identificar as principais categorias mencionadas nos *reviews* que servirão de base para análise;
- Aplicar um modelo de *Sentiment Analysis* para categorias mencionadas

- Modelo de *Sentiment Analysis* para categorias mencionadas, utilizando ferramentas de *text mining*;
- Analisar os dados gerados;
 - Analisar os dados gerados de modo a responder á questão inicial e validar as hipóteses definidas;
- Criar uma matriz de desempenho.

3.3. Hipóteses de Investigação

O conhecimento é formado através de fenómenos observados, factos conhecidos e/ou fundamentados através de dados teóricos e científicos. Quando estamos a realizar um estudo, as hipóteses têm o benefício de delimitar o estudo e prever a resposta à questão de investigação. Existem dois passos relacionados com as hipóteses de um estudo, a sua definição e o teste para comprovar se a hipótese é verdadeira ou falsa.

Neste estudo foram definidas as seguintes hipóteses:

H1: Quanto mais positivo for o sentimento em relação à categoria relacionada com comida, maior será o *rating* da *review*

Uma vez que o caso de estudo se trata de um restaurante e o *core business* do setor é a confeção de refeições, o principal objetivo do cliente será sempre de desfrutar de uma boa refeição.

H2: A categoria relacionada com o ambiente e/ou decoração do restaurante será mais mencionada, assim que os trimestres vão aumentando

Com a crescente tendência da partilha nas redes sociais, dos locais que frequentamos e dos produtos que consumidos, também aumentou a procura de locais “*Instagramáveis*”, ou seja, locais que têm características próprias e tornam o local mais propenso de ser partilhado.

H3: A probabilidade de a categoria relacionada com os preços apresentados nos menus ser mencionada depende do local do restaurante

Ao analisar o ranking dos restaurantes Italianos por preço é possível verificar que o Restaurante em Londres é o quarto mais barato, no total de 53 restaurantes na zona de Soho, enquanto o restaurante em Portugal é o 27º mais caro no total de mais de 100 restaurante na zona da grande Lisboa.

H4: Quanto mais negativa for a experiência, maior será o número de caracteres utilizados na *review*

Quando escrevemos uma *review* com um *rating* mais baixo devido à experiência menos agradável ou mesmo desagradável, existe uma tendência em que esta seja mais detalhada com os pormenores do que menos apreciamos, logo terá mais caracteres.

Capítulo 4 – Análise e discussão dos resultados

4.1. Apresentação da Amostragem - Dimensão e Perfil

Para esta investigação, foram recolhidos os comentários dos clientes acerca de dois restaurantes Jamie's Italian do site Zomato e Tripadvisor, sendo estes os dados que serão processados na aplicação dos métodos de *text mining*.

Foram recolhidas 399 *reviews*, aleatoriamente, sobre o restaurante Jamie's Italian de Londres, onde 5% são provenientes da Zomato e 95% da Tripadvisor, no período temporal de janeiro de 2015 até dezembro de 2019. Relativamente ao restaurante situado em Lisboa, foram recolhidas 100 *reviews*, do período de fevereiro de 2018 até dezembro 2020. Nesta extração apenas foram utilizados as *reviews* escritas em inglês.

O dataset é constituído pelas 499 *reviews*, tem 3173 frases e 47413 palavras no total, sendo a maior *review* constituída por 123 palavras e a menor com 1 palavra. Cada *review* em média é constituída por 6 frases e 94 palavras.

Ao analisar a amostra das *reviews* do restaurante em Portugal, foi possível verificar que a média ponderada do *rating* do restaurante é de 3,8 pontos, onde a maioria das *reviews* divide-se entre o *rating* 5 e o *rating* 4, representando 71% da amostragem. Já na amostra de Londres, a média ponderada do *rating* é de 3 pontos, onde a maioria da amostra divide-se entre 1 e 3, representando 57% da amostragem (Figuras 10 e 11).

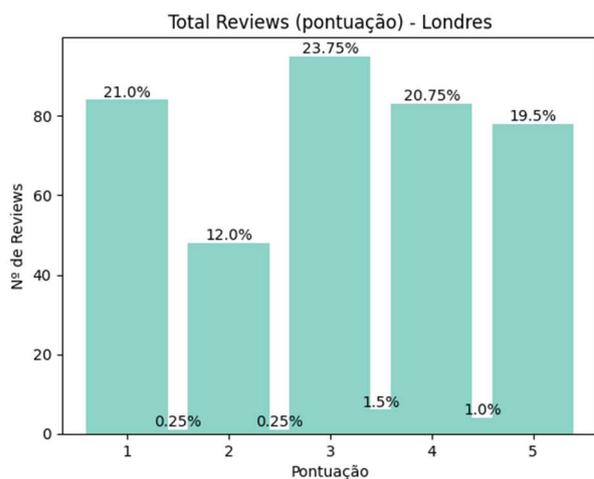


Figura 10- Percentagem de cada rating – restaurante de Londres

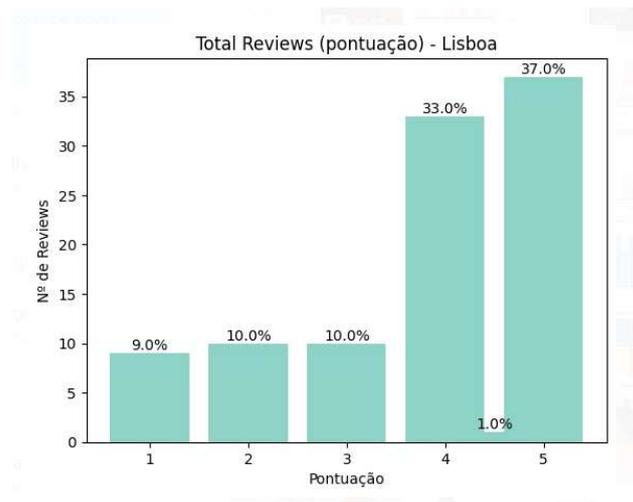


Figura 11- Percentagem de cada rating – restaurante de Lisboa

Foi analisada a distribuição do *rating* e do número de *reviews* publicadas, ao longo do tempo, onde foi possível verificar que o restaurante em Lisboa, teve o maior número de *reviews* entre o terceiro trimestre do 2019 até ao primeiro trimestre de 2020 e o restaurante de Londres teve o maior número de *reviews* entre o período do terceiro trimestre de 2017 até ao primeiro trimestre de 2019 (Figuras 12 e 13).

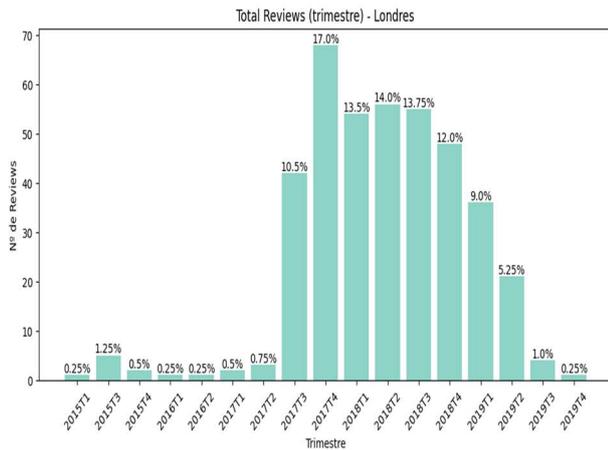


Figura 13- Distribuição temporal das reviews - Londres

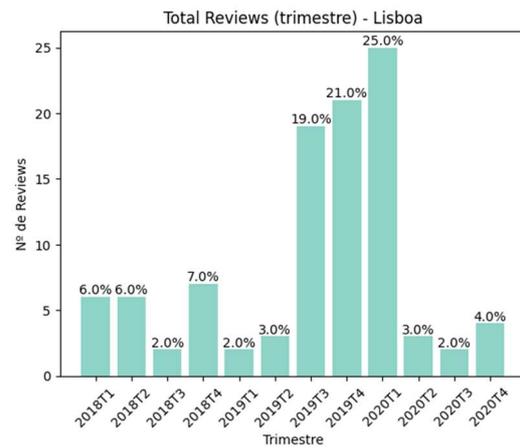


Figura 12- Distribuição temporal das reviews - Lisboa

Quanto à classificação do *rating* ao longo do tempo, foi possível validar que existiram picos negativos e positivos em ambos os restaurantes. No restaurante de Lisboa, existiu um pico de *rating* positivos no primeiro e quarto trimestre no ano de 2020, com um *rating* médio de 4,5, sendo o valor significativo no primeiro trimestre, uma vez que foi a altura onde existiu uma maior percentagem de *reviews*. Também no restaurante de Lisboa, existiu um pico de *rating* negativos do terceiro trimestre de 2018 e o primeiro trimestre de 2019, porém não são valores significados uma vez que apenas representam 2% do total da amostra. No restaurante de Londres, existiu um pico de *rating* positivos, no terceiro trimestre de 2015 e no quarto trimestre de 2019 e um pico de *rating* negativos, no primeiro trimestre de 2016 e no quarto trimestre de 2017, porém o único trimestre que apresenta um valor relevante é o de 2017 uma vez que representa 17% da amostra (Figuras 14 e 15).

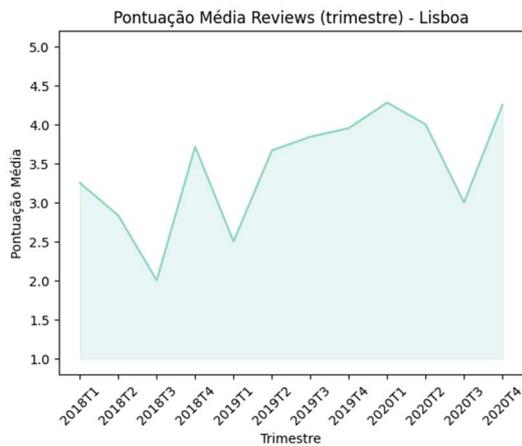


Figura 14- distribuição temporal da pontuação média por review- Lisboa

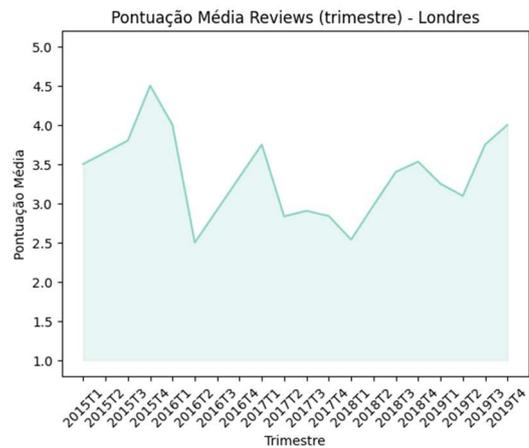


Figura 15- distribuição temporal da pontuação média por review - Londres

4.2. Modelo de Investigação

A conceção do modelo de investigação encontra-se dividido em seis passos, de forma a responder à questão inicial definida assim como validar as hipóteses definidas na secção 3.3.

1º Passo:

Começou-se por realizar o pré-processamento dos dados realizando a tokenização das palavras, onde foram eliminadas posteriormente as pontuações e as *stop-words*, utilizando a biblioteca NTLK, e converteu-se as palavras em minúsculas. Utilizou-se o método *POS Tagging*, eliminando todas as palavras que não tivessem a categoria gramatical de nome ou adjetivo. Para além dos nomes também foram considerados o adjetivos, uma vez que estes são importantes na etapa de análise de sentimento. Por fim foi aplicada a lematização, convertendo para a entrada lexicográfica cada palavra, tendo em conta o contexto onde esta se encontra.

2º Passo:

O segundo passo consistiu em definir as categorias ou tópicos que serão analisadas nas *reviews*, tendo em conta a temática da Restauração. As categorias foram definidas com base nos trabalhos de Gan e Yu (2015), que definiu como principais categorias ‘ food’, ‘ service’, ‘ price’ e ‘ place, tendo como base as diretrizes do AAA restaurant

Diamond Rating, uma empresa que certifica e premia restaurantes; o trabalho Gojali e Khodra (2016), onde se definiu que as principais categorias eram ‘food’; ‘service’; ‘price’; ‘decor’; trabalho de Cuizon, Lopez e Jones (2018) identificaram como tópicos ‘ambience’, ‘cost’, ‘food’, ‘hygiene’ e ‘service’, que utilizou-se o método de *POS tagging* e *Bag-of-words* para identificar cada categoria; trabalho de Luo e Xu (2019), que utilizou o modelo LDA para identificar os tópicos ‘food’, ‘experience’, ‘value’ e ‘location’. Em resumo os tópicos identificados foram ‘food’; ‘service’; ‘price’ ou ‘cost’; ‘place’; ‘decor’ ou ‘ambience’; ‘hygiene’ e ‘experience’.

Assim, utilizou-se o método *POS Tagging*, para identificar apenas as palavras que tinham a categoria gramatical de nome, uma vez que os adjetivos descrevem o sentimento dos clientes para cada tópico e não qual o tópico mencionado. Aplicou-se o modelo de tópicos LDA, de forma a validar os tópicos relevantes para este trabalho, de acordo com os tópicos identificados nos trabalhos mencionados no parágrafo anterior.

3ºPasso:

O terceiro passo tem como objetivo a identificação dos tópicos definidos no passo anterior em cada uma das *reviews*.

Foi utilizado a primeira parte do trabalho de Schwartz, Imai Kubala, Nguyen e Makhoul (1997), que utilizaram um método não supervisionado, que consiste em contar quantas palavras relacionadas com cada tópico surgem no texto, classificando-se o tópico através do cálculo da frequência relativa de todas as palavras para cada tópico e escolhe-se o tópico com a maior frequência. De forma a aplicar este método foram utilizadas duas bibliotecas, uma disponibilizada pela Google e outra pela Wikipedia, constituídas por 200 palavras mais semelhantes de cada tópico (Figura 16).

Food : ['antipasta', 'salads', 'shrimp', 'guisada', 'panini', ...]
Price : ['costlier', 'market', 'der', 'consequence', 'gv', ...]
Location : ['terrain', 'campus', 'parkway', 'occupy', 'peasley', ...]
Service : ['tipper', 'greeter', 'catering', 'official', 'constable', ...]
Experience : ['http', 'personal', 'maternal', 'qualifies', 'uniquely', ...]
Atmosphere : ['opulent', 'scenery', 'diverse', 'erik', 'mentally', ...]

Figura 16 – Exemplos de palavras de cada biblioteca

Para aplicação deste método foram utilizados os dados pré-processados do primeiro passo.

4º Passo:

Após a identificação destas categorias, foi aplicado o método de análise de sentimentos, utilizando um algoritmo pré-treinado, para definir o sentimento dos clientes referentes a cada uma das categorias mencionadas.

Foi utilizado um método multifuncional: o método de Rolczynski (2020), que tem como conceito chave de dividir das *reviews* em blocos e depois extrair de forma automática os aspetos mencionados assim como a sua polaridade. Este método tem como base três trabalhos realizados na competição do SemEval de 2014 e onde dois destes trabalhos têm como caso de estudo *reviews* de restaurantes, (Rietzler, Stabinger, Opitz, & Engl, 2019), (Sun, Huang, & Qiu, 2019) e (Li, Bing, Zhang, & Lam, 2019), e que consiste em dois passos: *Aspect Term Extraction* (ATE) e *Aspect Polarity Classification* (APC) com base no modelo pré-treinado BERT. Os métodos utilizados tinham como objetivo prever a polaridade exata de diferentes aspetos tendo em conta o contexto, em vez de analisar a polaridade geral ao nível da frase. Este método foi aplicado nas frases originais das *reviews*, ou seja, sem o pré-processamento dos dados. Este método tem a limitação de apenas processar 512 *tokens* de cada vez, por isso foi necessário, separar as frases em 512 *tokens*, no caso das frases excederem este número, de modo a garantir que não se separava uma frase ao meio. Colocou-se também a condição de antes dos 512 *tokens*, encontrar a pontuação mais próxima, considerou-se apenas o ponto final, ponto de exclamação e ponto de interrogação, uma vez que se trata da pontuação que nos indica o fim de uma frase. Colocou-se ainda a condição de no caso de não encontrar nenhuma pontuação nos 512 *tokens*, procurar o espaço mais próximo.

Este método devolve-nos três casos de probabilidades: a probabilidade de o sentimento ser negativo, neutro ou positivo, considerou-se que o sentimento representado na frase era o que tivesse a maior probabilidade, convertendo-se o sentimento positivo ao valor 1, o sentimento neutro o valor 0 e o sentimento negativo o valor de -1.

5º Passo:

Por fim, aplicou-se o método estatístico de correlação linear, para calcular a correlação entre o *rating* da *review* e o sentimento associado a de cada categoria, de modo a compreender a relevância e impacto de cada categoria no *rating* final.

Para calcular a correlação utilizou-se o r é coeficiente de Pearson, ou correlação linear, onde apresenta a correlação entre variáveis, com um coeficiente entre -1 e 1 (Equação 1). Quando o coeficiente se aproxima de 1, significa que existe uma correlação

forte entre as variáveis ou também se pode afirmar que existe uma relação linear positiva, ou seja, se uma variável aumentar a outra também irá aumentar. Caso o coeficiente se aproxime de -1, significa que existe uma correlação negativa ou inversa: as variáveis correlacionam-se, mas quando uma variável aumenta a outra diminui. Quando o coeficiente se encontra próximo do 0, significa que não existe uma relação entre as duas variáveis.

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right] \left[\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \right]}}$$

Equação 1- Coeficiente de Pearson

Foi calculada a correlação entre o sentimento e *rating*; entre o *rating* e o número de *tokens*; correlação entre o número de caracteres e as categorias e a correlação do sentimento entre categorias.

6º Passo:

O último passo consistiu em criar uma matriz de desempenho, de modo a agregar os valores das correlações entre as categorias e o *rating* final e o sentimento de cada categoria.

A matriz de desempenho foi criada tendo como base o trabalho de Ferreira e Fernandes (2015), onde foi criada uma ferramenta de gestão que avalia e compara a importância que é dada a vários fatores pelos consumidores e a performance de uma empresa. A matriz é constituída por quatro quadrantes e compara a satisfação dos clientes sobre um determinado tópico com a importância que o cliente dá esse mesmo tópico. Esta análise permite através de uma representação de coordenadas cartesianas identificar áreas onde uma empresa se deve focar, reduzir ou manter os seus esforços e também onde existe os maiores desvios entre o que é importante para o cliente e que ele está a receber/sentir (Figura 17).

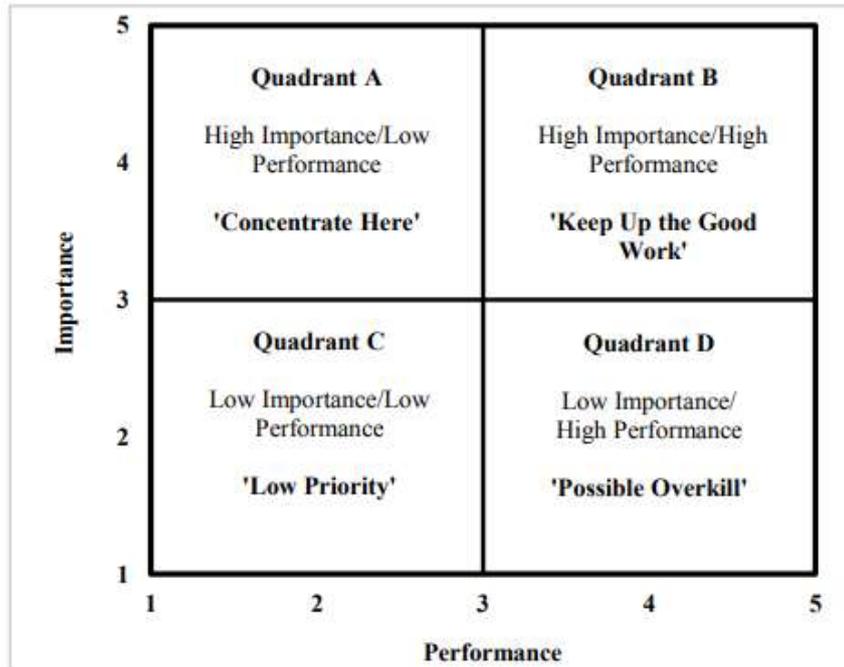


Figura 17 - Matriz de performance vs Importância

4.3. Aplicação do modelo

4.3.1. Identificação de Tópicos

Aplicou-se o modelo de tópicos LDA de forma a validar os tópicos relevantes para este trabalho, de acordo com os tópicos identificados nos trabalhos de Gan e Yu (2015), de Gojali e Khodra (2016), de Cuizon, Lopez, & Jones (2018) e de Luo & Xu (2019), sendo estes tópicos: 'food'; 'service'; 'price' ou 'cost'; 'place'; 'decor' ou 'ambiente'; 'hygiene' e 'experience'.

Começou-se por fazer o exercício com sete tópicos, onde é possível identificar todos tópicos, exceto 'hygiene' (Figura 18). De modo a aferir a qualidade do modelo criado, usou-se um modelo de coerência de tópicos. Utilizando os dados do restaurante de Londres, obtendo uma coerência de 0,42 e os dados do restaurante de Lisboa, obteve-se uma coerência de 0,54 (Roder, Both, & Hinneburg, 2015).

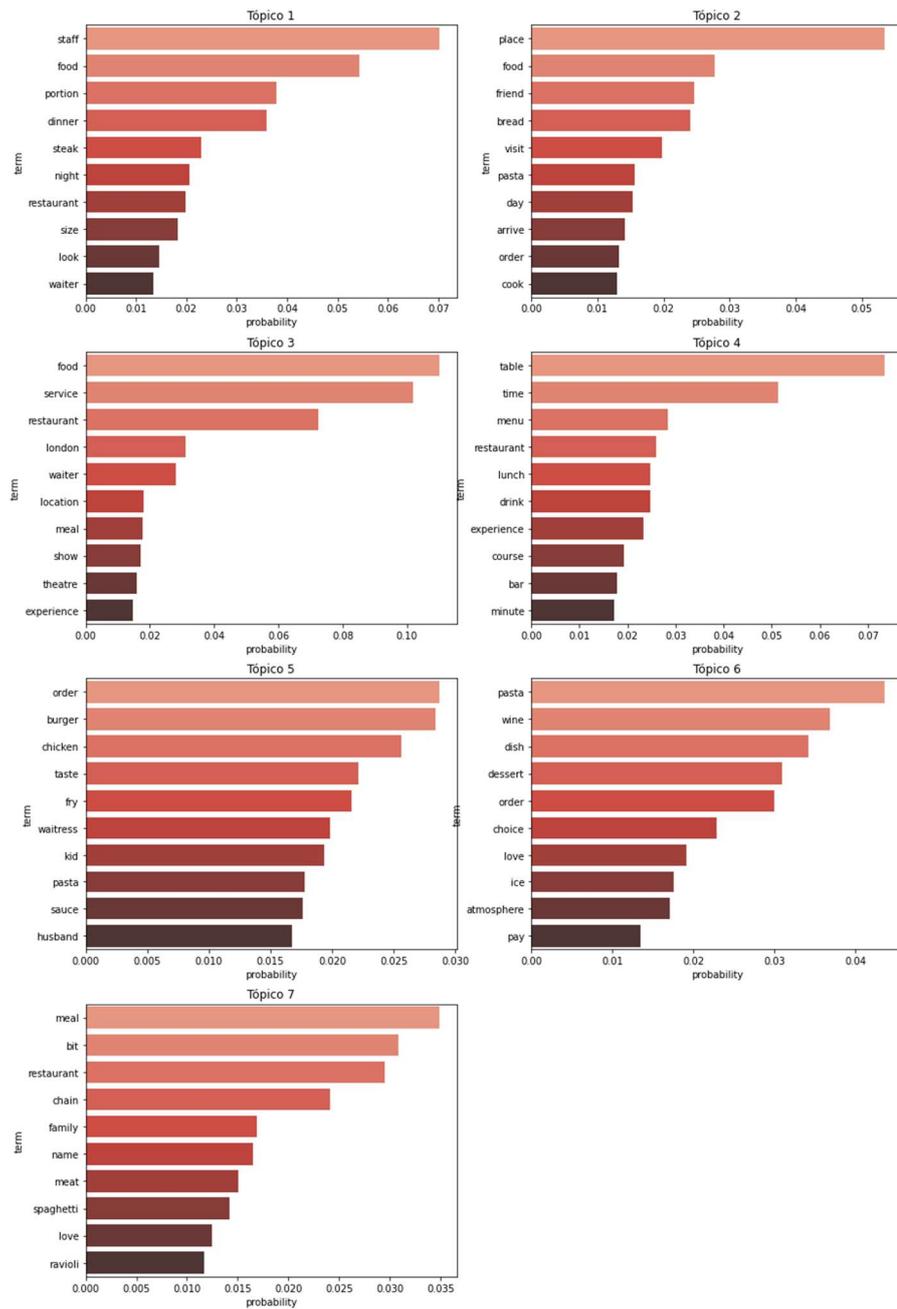


Figura 18- LDA Londres com 7 tópicos

Uma vez que se identificou apenas seis tópicos, foi aplicado o modelo LDA, com apenas seis tópicos (Figura 19 e 20), obteve-se uma coerência de 0,55 com os dados do restaurante de Lisboa e uma coerência de 0,41 nos dados do restaurante de Lisboa. Através nos resultados obtidos, é possível identificar os seis tópicos: ‘food’; ‘service’; ‘price’ ou ‘cost’; ‘place’; ‘decor’ ou ‘ambiente’; e ‘experience’. Definiram-se assim as seguintes categorias: ‘food’, ‘service’, ‘price’, ‘location’, ‘atmosphere’ (representando o ‘ambiente’ e o ‘decor’) e ‘experience’.

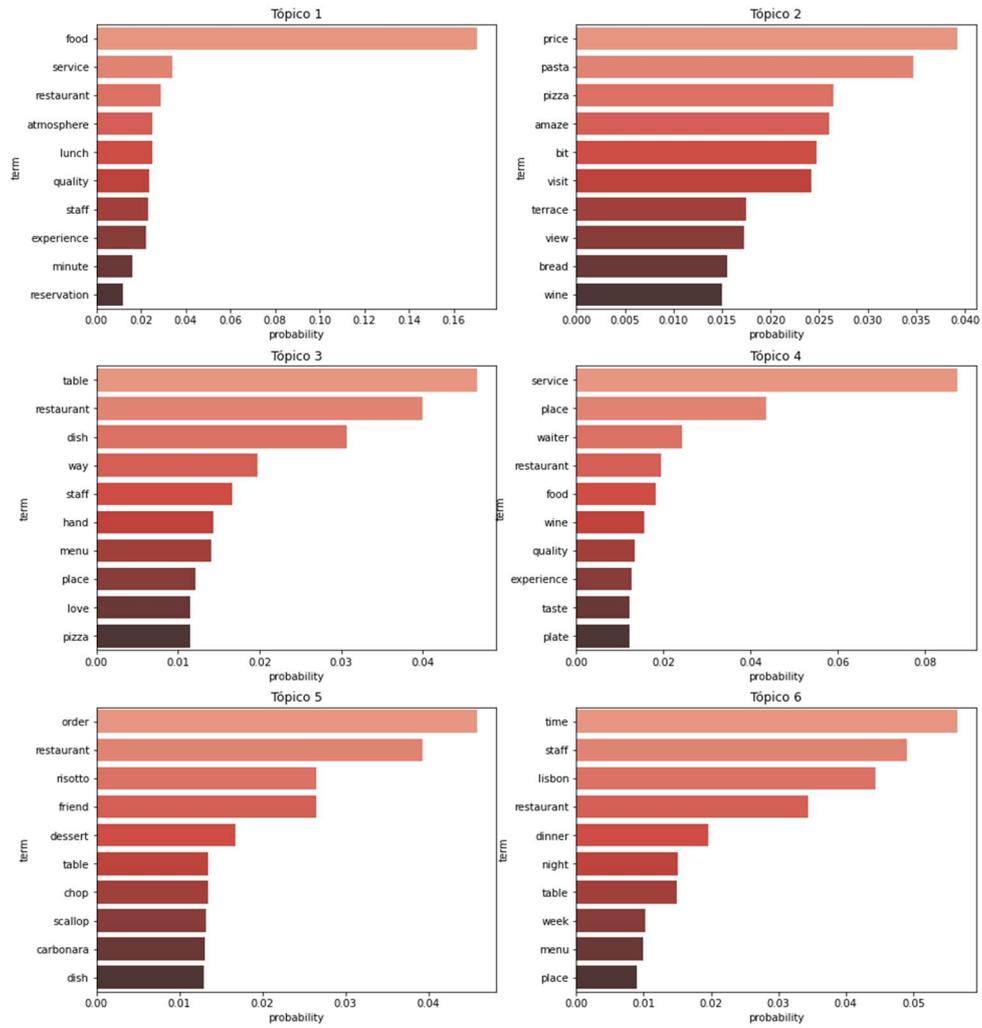


Figura 19- LDA 6 Tópicos - Lisboa

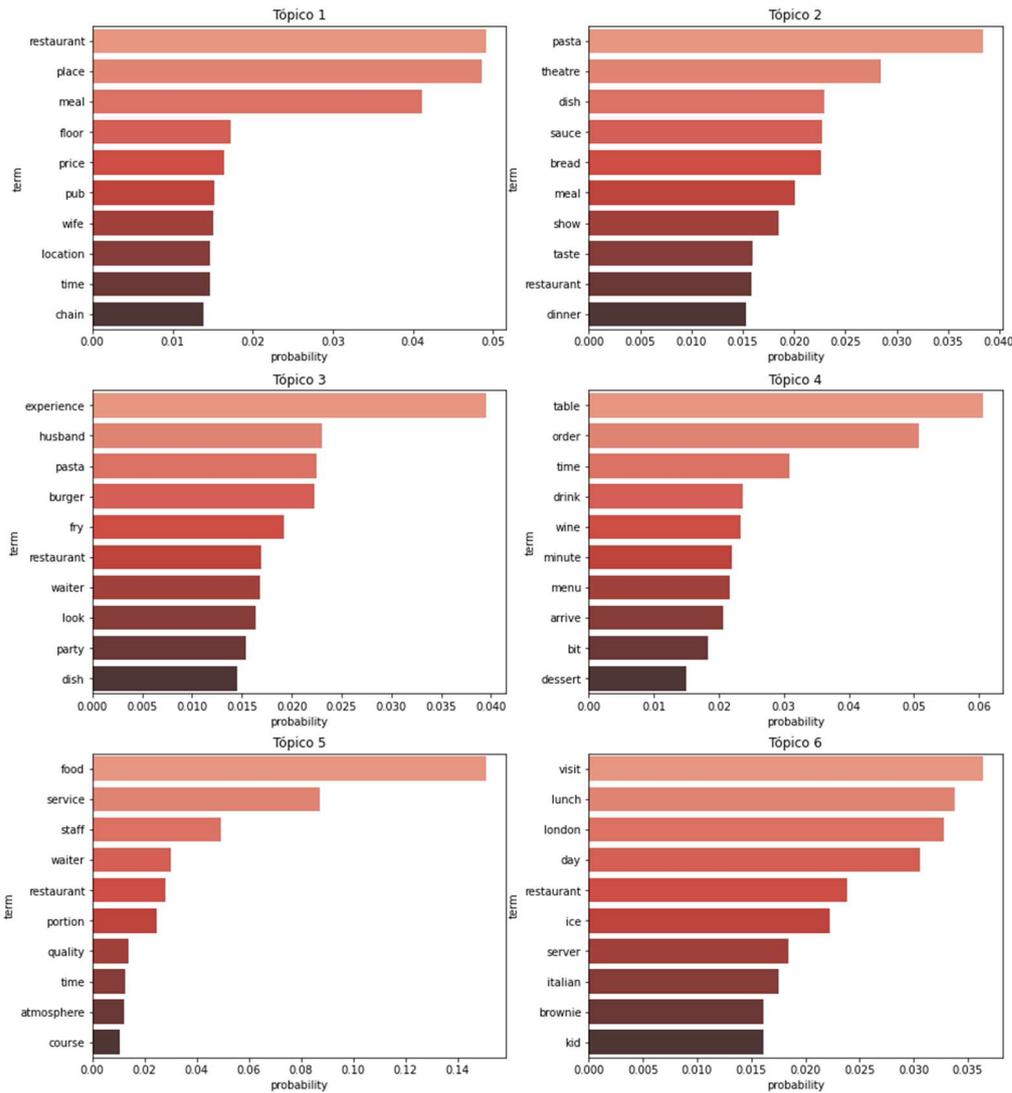


Figura 20- LDA 6 Tópicos - Londres

No terceiro passo o objetivo era identificação dos tópicos definidos no passo anterior em cada uma das *reviews*, para isso utilizou-se o método não supervisionado de Schwartz, Imai, Kubala, Nguyen, & Makhoul (1997), que consiste em contar quantas palavras relacionadas com cada tópico surgem no texto, classificando-se o tópico através do cálculo da frequência relativa de todas as palavras para cada tópico e escolhe-se o tópico com a maior frequência (Figura 21).

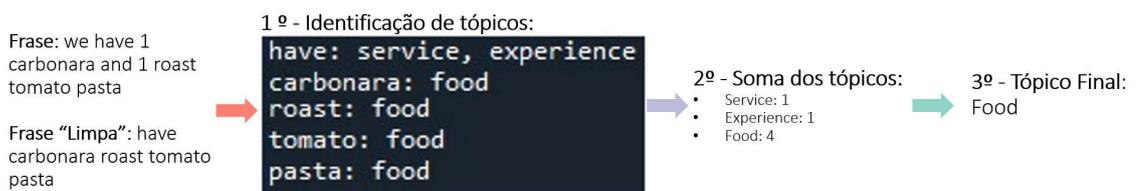


Figura 21- Exemplo do Exercício de identificação de Tópicos

Das 542 frases, do total das *reviews* do restaurante em Portugal, o modelo não conseguiu identificar automaticamente a categoria em 33. Foram analisadas manualmente 256 frases de modo a avaliar o desempenho do método. Para avaliar este desempenho foi calculada a taxa de acerto — a proporção de itens corretamente classificados sobre o número de itens a classificar (António, 2017).

Na biblioteca da Wikipédia, obteve-se uma taxa de acerto de 60%, ou seja, das 256 frases, em 151 a categoria tinha sido corretamente identificada; na biblioteca da Google obteve-se uma taxa de acerto de 76% e utilizando as duas bibliotecas obteve-se uma taxa de acerto de 77%. Após esta validação foram realizadas melhorias ao método:

- foi acrescentada a palavra “*desert*” na biblioteca da comida, uma vez que era comum o erro ortográfico de escrever “*dessert*” (sobremesa em inglês) apenas com um ‘s’;
- uma vez que se tratava da junção de duas bibliotecas existiam palavras repetidas, o que fazia com que se contasse duas vezes em vez de apenas uma. As palavras duplicadas foram eliminadas;
- Se o número de palavras fosse igual para duas categorias e esse número for o maior, a frase era duplicada e identificou-se ambas as categorias.

Após as melhorias do método, selecionaram-se novamente aleatoriamente 256 frases e obteve-se uma taxa de acerto de 86%. O método identificou que 20% das frases tinha mais do que uma categoria mencionada. Este método não conseguiu identificar a categoria de forma automática em 4% das frases das *reviews* de Londres e Lisboa, tendo sido identificados posteriormente à mão para ter 100% dos dados recolhidos para as fases seguintes.

4.3.2. Análise dos Resultados

Após a aplicação do modelo, realizou-se a análise dos resultados de modo a validar as hipóteses definidas na secção 3.3. Apesar de a formulação do modelo ter sido realizada com base em frases, para analisar os dados estes foram agrupados por categoria.

A terceira parte da aplicação do modelo tinha como principal objetivo identificar as categorias mais mencionadas. Verificou-se que a categoria mais mencionada no restaurante em Lisboa é a comida, sendo mencionada em 94% das *reviews*, seguindo-se o serviço com 86% e a experiência com 66% e as categorias menos mencionadas, foram a ‘atmosphere’ e a ‘location’ (Figura 22).

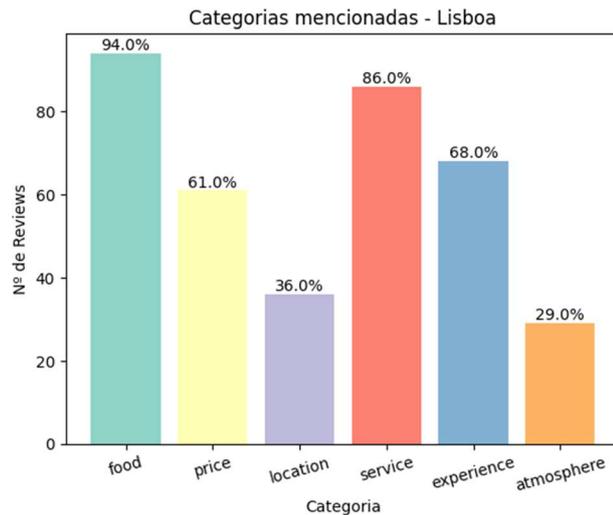


Figura 22- Categorias mencionadas - Lisboa

À semelhança dos dados de Lisboa, as categorias mais mencionadas no restaurante de Londres foram ‘food’, ‘service’ e ‘experience’, enquanto os menos mencionados foram a ‘atmosphere’ e a ‘location’ (Figura 23). Através desta análise foi possível verificar a hipótese 3 : “A probabilidade da categoria ‘price’ ser mencionada depende do local do restaurante”, onde se provou que esta era

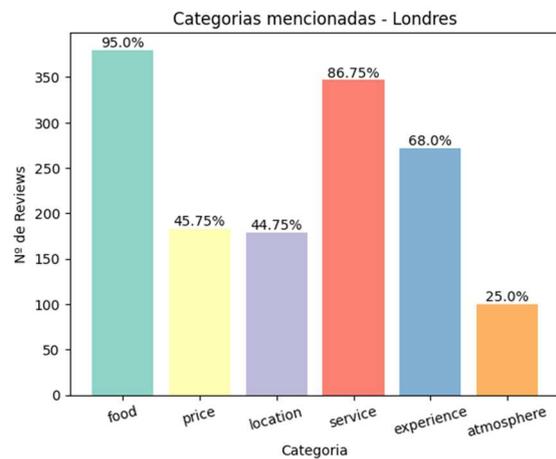


Figura 23- Categorias mencionadas - Londres

verdadeira, uma vez que o preço é mencionado em 61% das *reviews* do restaurante de Lisboa enquanto que no restaurante de Londres é apenas mencionado em 46% das *reviews*.

Após a análise da percentagem de menções de cada categoria em geral, foi analisada esta mesma métrica, nos diferentes trimestres do ano. Foi realizada uma análise relativa, uma vez que o número de *reviews* é diferente ao longo dos meses. Verificou-se que ‘food’ é uma categoria que se mantém constante ao longo do tempo, quer no restaurante de Lisboa quer no de Londres e a categoria ‘atmosphere’ é mais mencionada a partir de 2019, em ambos os restaurantes a partir do primeiro trimestre de 2018, comprovando-se a hipótese 2. Através dos gráficos apresentados na Figura 24 e 25, também é possível verificar que no restaurante de Lisboa a partir do segundo trimestre do ano 2020, as menções das categorias ‘service’, ‘location’ e ‘experience’ diminuíram,

podendo tal justificar-se pelo facto de terem encerrados os restaurantes devido à pandemia, passando os clientes apenas a consumir produtos do restaurante através de plataformas como a Uber Eats.

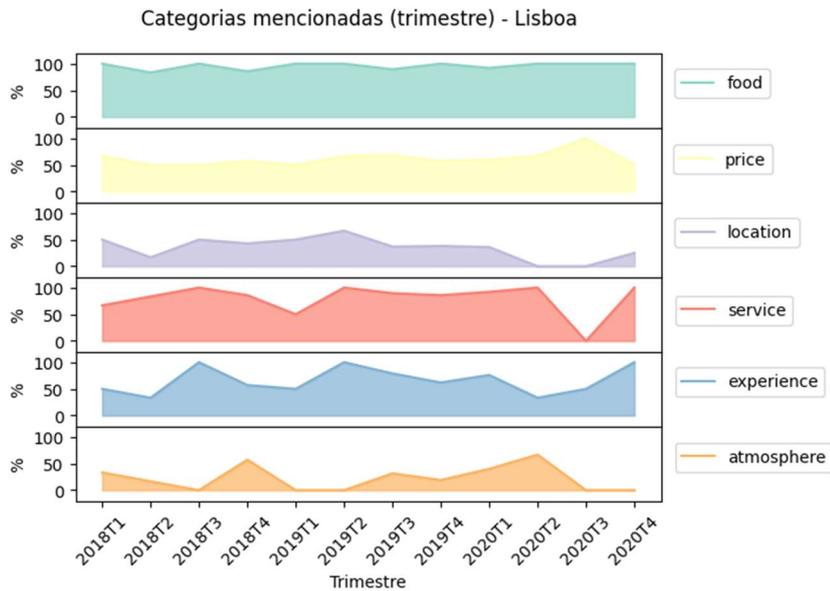


Figura 24- Distribuição temporal das categorias mencionadas - Lisboa

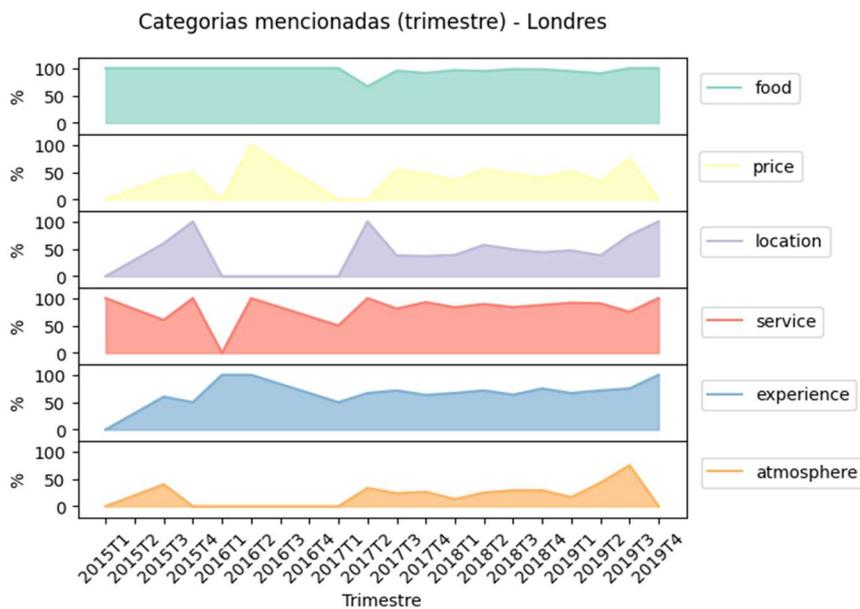


Figura 25- Distribuição temporal das categorias mencionadas - Londres

A quarta parte da aplicação do modelo apresentado tinha como objetivo obter o análise de sentimentos de cada categoria mencionada. Os resultados mostram que a categoria com o sentimento mais positivo, no restaurante de Lisboa e no de Londres é ‘atmosphere’, com os valores 0,81 e 0,23, respetivamente, onde o sentimento

predominante no restaurante de Lisboa é o 1. O sentimento mais positivo no restaurante de Londres que se segue é na categoria ‘food’ com 0,12, e com 0,35 no restaurante de Lisboa, verifica-se porém que o sentimento predominante em relação à categoria ‘food’, no restaurante de Lisboa é mais positivo (Figura 30). O segundo sentimento mais positivo para o restaurante de Lisboa, é o serviço, com 0,45 tendo um sentimento 0,05 no restaurante de Londres. Para a categoria ‘location’, o sentimento de Lisboa foi de 0,15 e no restaurante de Londres foi de 0,09. A categoria ‘experience’, tem um sentimento praticamente neutro para ambos os restaurantes, porém verifica-se que o restaurante em Portugal no início demonstrava um sentimento mais negativo e foi subindo ao longo do tempo, enquanto no restaurante de Londres verifica-se o fenómeno contrário. Por fim a categoria ‘price’, é a que demonstra a maior diferença entre ambos os restaurantes, sendo que o sentimento em Lisboa é praticamente neutro enquanto sentimento em Londres é negativo. Contudo, no restaurante de Lisboa verifica-se que a partir do segundo trimestre de 2020, a categoria foi mais mencionada mas o sentimento começou a ser mais negativo (análise realizada com base nas Figuras 26, 27, 28, 29 e 30). Analisando de modo geral verifica-se que sentimento em relação ao restaurante de Lisboa é mais positivo do que o restaurante de Londres.

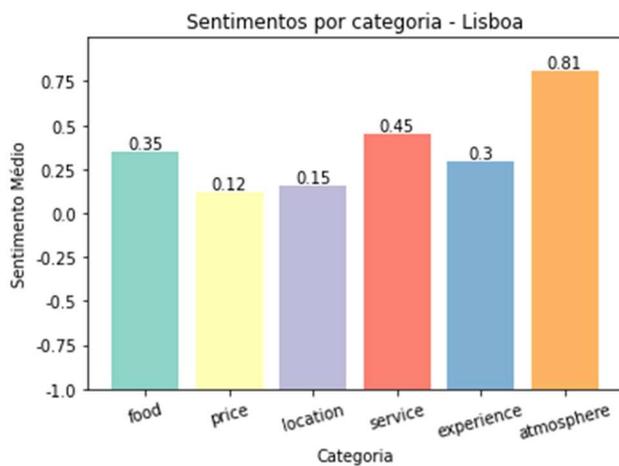


Figura 26- Sentimento médio por categoria - Lisboa

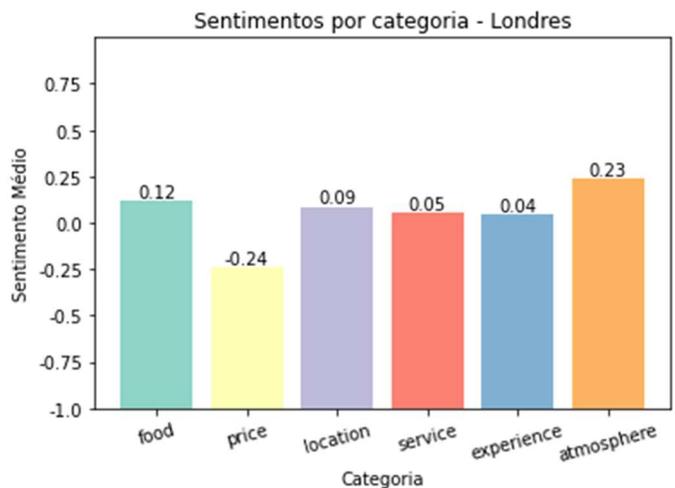


Figura 27- Sentimento médio por categoria - Londres

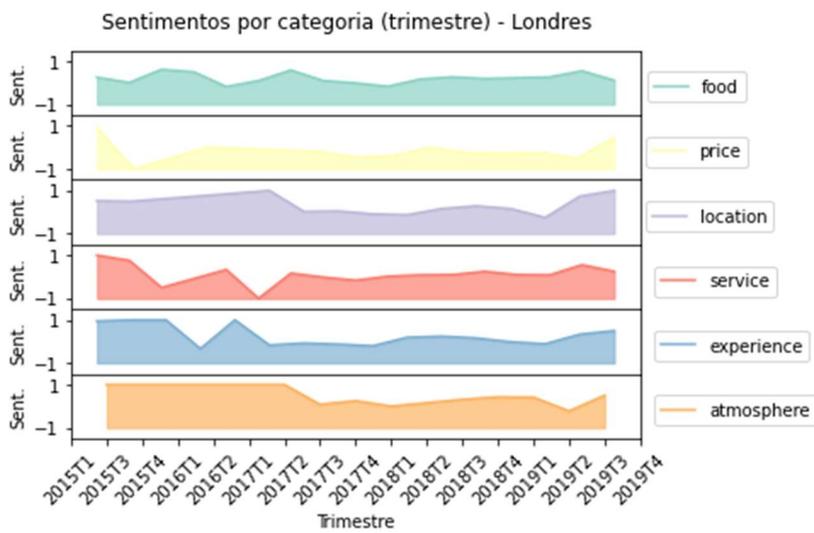
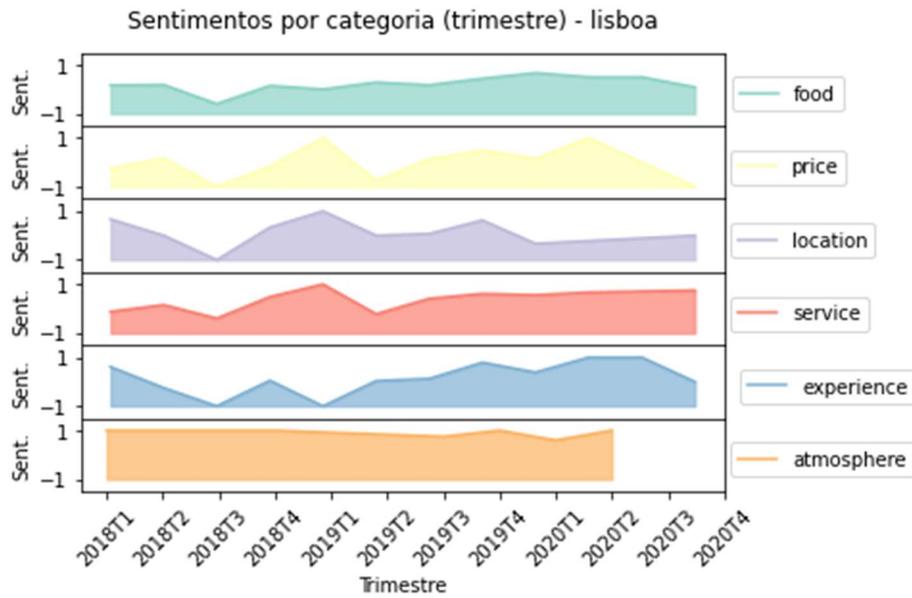


Figura 29- Sentimento médio por categoria por trimestre - Londres

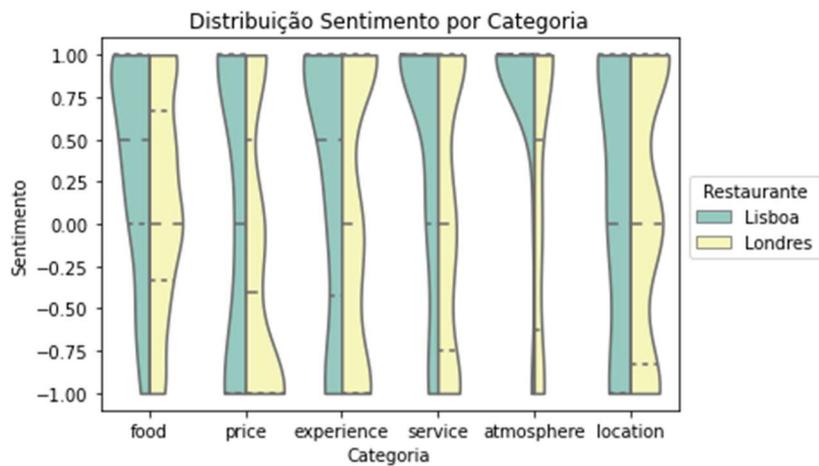


Figura 30- Distribuição Sentimento por categoria

A quinta fase da aplicação do modelo apresentado tinha como objetivo verificar a correlação entre o sentimento de cada categoria e o *rating* final. Para observação desta correlação foi realizada a análise em conjunto das *reviews* de Lisboa e Londres. Foi calculado a correlação entre o sentimento e *rating*, entre o *rating* e o número de *tokens* e a correlação do sentimento entre categorias.

Concluiu-se que todas as categorias têm uma correlação forte com o *rating* final, destacando-se a categoria ‘food’ com uma correlação de 0,73. Foi também analisada a correlação entre categoria e o número de caracteres e a correlação entre o *rating* e o número de caracteres, verificando-se que não existe correlação linear, logo a hipótese 4: “Quanto mais negativa for a experiência, maior será o número de caracteres utilizados na *review*” não foi comprovada. Por fim analisou-se a correlação entre categorias, onde se verificou que existe uma forte correlação entre todas, excluindo a correlação entre ‘price’ e a ‘location’. A correlação mais forte é a correlação entre a ‘experience’ e o ‘price’, com uma correlação de 0,66 (Tabela 1).

Correlações

	pontuação	Número de tokens	food	price	location	Service	Experience	Atmosphere
pontuação	----	-0,25	0,73	0,54	0,49	0,68	0,67	0,55
Número de tokens	-0,25	-----	-0,26	-0,19	-0,15	-0,25	-0,22	-0,17
Food	0,73	-0,26	-----	0,57	0,47	0,59	0,61	0,59
price	0,54	-0,19	0,57	-----	0,37	0,6	0,66	0,53
location	0,49	-0,15	0,47	0,37	-----	0,5	0,46	0,56
Service	0,68	-0,25	0,59	0,6	0,5	-----	0,6	0,54
Experience	0,67	-0,22	0,61	0,66	0,46	0,6	-----	0,52
Atmosphere	0,55	-0,17	0,59	0,53	0,56	0,54	0,52	-----

■ Correlação entre número de tokens e o rating
■ Correlação entre categoria e o rating
■ Correlação entre categoria e o número de tokens
■ Correlação entre categorias

Tabela 1 - Correlações

Por fim, foi realizada uma matriz de desempenho, de modo a agregar os valores das correlações entre as categorias e o *rating* final e o sentimento de cada categoria. Esta matriz tem como eixo do *x* o impacto da categoria, ou seja, a correlação entre o *rating* e a categoria, e como eixo do *y* o sentimento médio para cada categoria (Figura 31). Esta análise assume que existe uma relação linear entre a importância e o desempenho.

O quadrante de ‘Melhoria Urgente’ mostra os tópicos que têm mais impacto no *rating* final, mas onde o sentimento é avaliado como negativo, para aumentar a satisfação do cliente é crucial a empresa concentra-se nesse atributo, é o caso da categoria ‘price’ no restaurante de Londres.

O quadrante ‘Manter’ é referente aos tópicos que têm um impacto grande no *rating* final e onde o sentimento é avaliado como positivo, representando assim os atributos que o restaurante devem manter a vantagem competitiva. Podemos observar que é onde se encontram a maioria das categorias quer do restaurante de Lisboa quer do restaurante de Londres, porém é possível verificar que existem três categorias no restaurante de Londres, ‘service’, ‘food’ e ‘experience’, que se encontram já próximos do quadrante ‘Melhoria Urgente’.

O quadrante ‘Melhoria não crítica’ representa os tópicos considerados menos relevantes e onde o sentimento é negativo. Por norma não é necessário focar-se nestes atributos. Não existe categorias neste quadrante.

O último quadrante, o ‘Investimento em demasia’, apresenta os tópicos onde o sentimento é positivo, mas onde o impacto no *rating* não é referido como importante, significando assim que os recursos que estão a ser investidos nestas categorias poderiam ser melhor utilizados nos outros tópicos, é o caso da categoria ‘location’ em ambos os restaurantes.

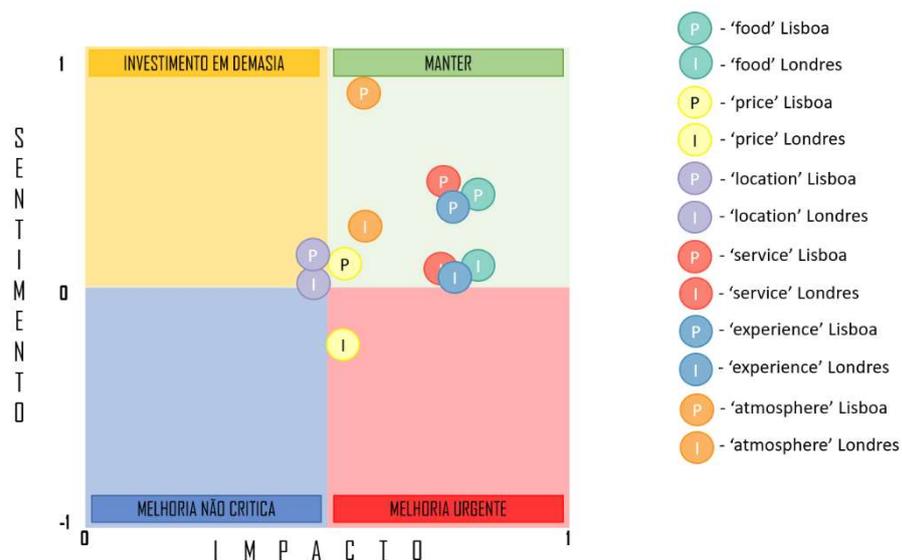


Figura 31- Matriz de Desempenho

Capítulo 5 – Conclusões e Recomendações

5.1. Principais Conclusões

Com o aumento significativo do uso das novas tecnologias, o comportamento dos consumidores alterou-se, assistindo-se nos últimos anos ao crescimento dos utilizadores do e-commerce e à partilha das suas experiências em relação ao consumo e/ou utilização de produtos e serviços, levando ao surgimento de plataformas onde o principal intuito é a partilha destas mesmo experiências. Este comportamento verificou-se no mercado da restauração, onde surgiram plataformas como a Zomato e a Tripadvisor. Com surgimentos destas plataformas começaram a surgir estudos na ótica do cliente e como estas plataformas têm benefícios para os clientes, porém também poderão consistir em ótimas ferramentas de trabalho para os restaurantes.

Deste modo, foi iniciada esta dissertação com a seguinte questão inicial: “Quais os fatores que mais influenciam o *rating* de um restaurante a partir das *reviews online*?”. Este tópico foi estudado através de um caso de estudo de dois restaurantes do chef Jamie Oliver. De modo a responder à questão definida, foram estabelecidos os seguintes objetivos: estabelecer as dimensões/categorias de análise das *reviews*, identificando as principais categorias mencionadas nas *reviews* que serviram de base para análise; aplicar um modelo de análise de sentimentos para categorias mencionadas; analisar os dados gerados de modo a responder à questão inicial e validar as hipóteses definidas e por fim criar uma matriz de desempenho.

De forma a responder à questão inicial, começou-se por realizar a revisão literária, onde foram apresentados os conceitos que serviram como base para investigação. O segundo passo desta investigação, foi aplicar um método que consistiu em permitir a identificação das categorias mencionadas nas *reviews* e o sentimento que lhes está associado, através de metodologias de *text mining*, utilizando a linguagem de programação Python, com base em dados em língua inglesa da página da Zomato e Tripadvisor, de forma aleatória.

Foram recolhidos 399 *reviews*, aleatoriamente, do restaurante Jamie’s Italian de Londres, no período temporal de janeiro de 2015 até dezembro de 2019, e 100 *reviews*, do restaurante Jamie’s Italian situado em Lisboa, do período de fevereiro de 2018 até dezembro 2020. No decorrer desta extração, foi possível verificar que a média ponderada

do *rating* do restaurante em Lisboa foi de 3,8 pontos, e do restaurante em Londres, é de 3 pontos.

Este modelo dividiu-se em seis partes: primeiro realizou-se o pré-processamento dos dados; segundo, identificou-se as categorias mencionadas, um dos objetivos estabelecidos na secção 3.2., através do modelo de tópicos LDA, onde se identificaram as seguintes categorias: 'food', 'price', 'service', 'location', 'experience' e 'atmosphere'. Seguiu-se a identificação das categorias mencionadas em cada *review*. Nesta parte do modelo foi ainda possível calcular o volume menções de cada categoria no total das *reviews* e a distribuição deste volume ao longo do tempo. Como quarto passo, foi calculado o sentimento de cada categoria em cada frase das *reviews*, onde se obteve no final do modelo uma taxa de acerto de 86%. Através deste passo, obteve-se o sentimento para cada categoria em geral e como este evoluiu ao longo do tempo. Após este passo calculou-se a correlação entre o *rating* da *review* e o sentimento de cada categoria, de modo a compreender a relevância e o impacto de cada categoria no *rating* final. Por fim foi criada uma matriz de desempenho, tendo como eixo do *x* o impacto da categoria, ou seja, a correlação entre o *rating* e a categoria, e como eixo do *y* o sentimento médio para cada categoria.

Após a aplicação do método, foi realizada a análise dos resultados que levou às seguintes conclusões sobre as diferentes categorias. A primeira conclusão é que as categorias mais mencionadas nas *reviews*, foram 'food' e 'service' e as menos mencionadas foram 'atmosphere' e 'location'.

Quanto à análise de sentimento, o sentimento associado a cada categoria é mais positivo no restaurante de Lisboa do que o de Londres. A categoria 'atmosphere' é a categoria com o sentimento mais positivo em ambos os restaurantes, seguindo-se a categoria 'food' e a categoria 'service'. Relativamente à categoria 'experience', esta tem um sentimento praticamente neutro para ambos os restaurantes, porém verifica-se que no restaurante em Portugal no início demonstrava um sentimento mais negativo e foi subindo ao longo do tempo, enquanto no restaurante de Londres verifica-se o fenómeno contrário. Por fim, a categoria 'price' é a que apresenta a maior diferença entre ambos os restaurantes, sendo que o sentimento em Lisboa é neutro e o sentimento em Londres é negativo.

Comparando os resultados obtidos entre o sentimento e percentagem de categorias mencionadas, verificou-se que no restaurante de Lisboa a partir do segundo trimestre do

ano 2020, as menções das categorias ‘service’, ‘location’ e ‘experience’ diminuíram, podendo tal justificar-se pelo facto de os restaurantes terem sido encerrados devido à pandemia, passando os clientes apenas a consumir produtos do restaurantes através de *take away*. Ligado ainda com este ponto está o facto de a categoria ‘price’ ser mais mencionada a partir do segundo trimestre de 2019 e o sentimento ter tido uma tendência negativa, podendo concluir-se que uma vez que os clientes não estavam a usufruir do espaço e do serviço, não tivessem dispostos a pagar o mesmo preço. Em suma, através dos gráficos, é possível concluir que o sentimento em cada uma das categorias é mais positivo no restaurante de Lisboa do que no de Londres, logo a satisfação geral dos clientes é superior no restaurante de Lisboa do que em Londres. Esta conclusão também possível de retirar da média ponderada do *rating* dos restaurantes, uma vez que o restaurante de Lisboa tem uma média de 3,8 pontos enquanto o de Londres tem 3 pontos.

A quinta fase do método tinha como objetivo validar a correlação entre o sentimento de cada categoria e o *rating* final, podendo assim responder à questão inicial, onde se concluiu que todas as categorias têm uma correlação forte com o *rating* final, destacando-se a categoria ‘food’ com uma correlação de 0,73. Pode-se também analisar a correlação entre a categoria e o número de caracteres e a correlação entre o *rating* e o número de caracteres, onde se verificou que não existia correlação linear. Por fim analisou-se a correlação entre categorias, onde se verificou que existe uma forte correlação entre todas, excluindo a correlação entre ‘price’ e ‘location’. A correlação mais forte é a correlação entre ‘experience’ e ‘price’, com uma correlação de 0,66.

No final da análise dos resultados foi possível comprovar-se três das quatro hipóteses definidas: provou-se a primeira hipótese, uma vez, que a maior correlação entre o *rating* final e o sentimento, é na categoria ‘food’. Provou-se também a hipótese 2, uma vez que é verificado que a partir do ano 2018, existe um aumento das menções da categoria ‘ambience’. Por fim também se verificou parcialmente a hipótese 3, “ a probabilidade da categoria ‘price’ ser mencionada depende do local do restaurante”, diz-se parcial uma vez que se verifica que a percentagem de menções é maior no restaurante de Lisboa do que no restaurante de Londres, porém esta hipótese foi definida com a base no ranking dos restaurantes relacionado com preços praticados comparando com os restantes restaurantes da mesma localidade, onde se verifica que o restaurante em Portugal se encontra no top de restaurantes mais caros enquanto o restaurante de Londres não, porém se verificarmos o sentimento relativo à categoria ‘price’ é mais negativo no restaurante de Londres do que no restaurante de Lisboa.

5.2. Contributos para a Comunidade Científica e Empresarial

Como já foi referido, com o desenvolvimento da Internet, o comportamento dos clientes também evoluiu, tornando possível a partilha em plataformas online sobre experiências no consumo de produtos e serviços. Um dos setores que foi “afetado” por estas alterações foi a restauração, e atualmente grande parte da população procura restaurantes e opiniões sobre os mesmos, antes de se deslocar para um determinado local. Existem diversos estudos, sobre as alterações destes comportamentos e como este tipo de plataformas contribuem na ótica dos clientes, uma vez que o nível de motivação do consumidor para partilhar a sua experiência em plataformas de *reviews* tem vindo a aumentar, porém este tipo de plataformas pode ser um ótimo contributo para a tomada de decisões dos restaurantes.

Tendo em conta esta problemática, esta dissertação contribui com a aplicação de um modelo que permite identificar o sentimento individual por categoria e identificar como cada categoria impacta no *rating* final, ajudando assim a compreender a performance do restaurante em cada categoria ao longo do tempo, validando os pontos a serem melhorados, os que têm de manter, diminuir o investimento ou em que ação de melhoria é urgente.

5.3. Limitações do Estudo

Uma das limitações que ocorreram na realização deste trabalho é a amostra de *reviews* ser reduzida. Apesar da limitação, o foco é num caso de estudo.

Outra limitação foi a separação das *reviews* em frases, podendo por vezes levar a que se perdesse o contexto ou o verdadeiro sentimento.

A terceira limitação é a taxa de acerto do método de identificação de tópicos ser de 86%.

Em 4% do total de frases, o método não conseguiu identificar automaticamente a categoria correspondente.

Por fim também existiu a limitação linguística, uma vez que existem poucas ferramentas de *text mining* e de métodos supervisionados em outros idiomas, sem ser o inglês.

5.4. Propostas de Investigação Futura

Propõe-se para futuras investigações, a aplicação deste modelo através da criação de uma app ou de um *add-on* para as aplicações Zomato e Tripadvisor, onde os resultados demonstrados fossem gerados de forma automática e em tempo real, acrescentando pontos como o posicionamento do restaurante face a restaurantes com localização próxima ou do mesmo tipo de cozinha.

De referir, que este modelo também poderá ser aplicado noutros setores, como por exemplo, hotelaria, compras online de livros ou tecnologia, definindo diferentes categorias mencionadas dependendo do contexto e do setor onde será aplicado.

Em termos dos métodos utilizados poderão ser utilizadas outras abordagens: nos modelos de modelação de tópicos poderá ser utilizada a metodologia de *clusters* com base em espaços vetoriais ou métodos de aprendizagem automática; na classificação de tópicos, poderão ser utilizadas outras bibliotecas e no que toca à última fase do modelo, quando se analisa o impacto de cada categoria, poderão ser utilizados outros métodos estatísticos, como o coeficiente de correlação, que calcula a relação de uma variável quantitativa com outra variável nominal ou o modelo linear.

Também poderá ser interessante combater as limitações encontradas na aplicação deste modelo, como por exemplo, em vez de aplicar os métodos em frases, dividir as *reviews* em *opinion units* ou aplicar o modelo em *reviews* de outros idiomas.

Bibliografia

- Alcañiz, E. B., García, I. S., & Blas, S. S. (2005). Relationships among residents' image, evaluation of the stay and post-purchase behaviour. *Journal of Vacation Marketing, 11*(4), 291-302. doi:10.1177/1356766705056626
- Antonio, N., Almeida, A. M., Nunes, L., Batista, F., & Ribeiro, R. (2018a). Hotel online reviews: creating a multi-source aggregated index. *International Journal of Contemporary Hospitality Management, 30*(12), 3574-3591. doi:10.1108/IJCHM-05-2017-0302
- Antonio, N., Almeida, A. M., Nunes, L., Batista, F., & Ribeiro, R. (2018b). Hotel online reviews: different languages, different opinions. *Information Technology and Tourism, 18*, 157-185. doi:10.1007/s40558-018-0107-x
- António, R. (2017). *Análise de Sentimento Baseada em Apectos*. Dissertação de Mestrado, ISCTE, Lisboa.
- Aslam, S. . (2010). Formulating a researchable question: A critical step for facilitating good clinical research. *Indian Journal of Sexually Transmitted Diseases and AIDS, 31*(1), 47-50. doi:10.4103/0253-7184.69003
- Batista, F., & Ribeiro, R. (2013). Sentiment analysis and topic classification based on binary maximum entropy classifiers. *Procesamiento del Lenguaje Natural*, vol.50 77-84.
- Bellman, S., Lohse, G., & Johnson, E. (1999). Predictors of online buying behavior. *Communication of the ACM, 42*(12), 32-38.
- Betancourt, R., Chocarro, R., Cortinas, M., Elorz, M., & Mugica, J. (2016). Channel Choice in the 21st Century: The Hidden Role of Distribution Services. *SSRN Electronic Journal, 33*, 1-12.
- Bird, S., Loper, E., & Klein, E. (2009). *Natural Language Processing with Python*. O'Reilly Media Inc.
- Blei, D. M., Ng, A., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research, 3*, pp. 993-1022.
- Brunner, C. B., Ullrich, S., & De Oliveira, M. (2018). The most optimal way to deal with negative consumer review. *Emerald Insight, 29*(1), 104-122.
- Calheiros, A. C., Moro, S., & Rita, P. (2017). Sentiment Classification of Consumer-Generated Online Reviews Using Topic Modelling. *Journal of Hospitality Marketing & Management, 26*(7), 675-693.
- Constantinides, E. (2002). The 4S Web-Marketing Mix Model, e-commerce research and applications. *Elsevier Science, 1*(1), 57-76.
- Constantinides, E. (2004). Influencing the online consumer's behavior: the Web Experience. *Internet Research, 4*(2), 111-126.
- Constantinides, E., & Fountain, S. J. (2008). Web 2.0: Conceptual foundations and marketing issues. *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice, 9*(3), 231-244.
- Cozza, V., & Petrocchi, M. (2016). MIB at SemEval-2016 Task 4a: Exploiting lexicon-based features for sentiment analysis in twitter. pp. 133-138.
- Cuizon, J. C., Lopez, J., & Jones, D. R. (2018). Text Mining Customer Reviews for Aspect Based Restaurant Rating. *International Journal of Computer Science & Information Technology, 10*(6), 43-52.
- Devlin, J., Chang, M., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *Proceedings of NAACL-HLT*, 4171-4186.

- Fernandes, E., Moro, S., Cortez, P., Batista, F., & Ribeiro, R. (2021). A data-driven approach to measure restaurant performance by combining online reviews with historical sales data., *94*. doi:https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102830
- Ferreira, A., & Alturas, B. (2010). Social Media no contexto das Empresas/Marcas: uma proposta de investigação. *Proceeding of the LASK International Conference InterTIC 2010*, (pp. 292-294). Oviedo, Spain.
- Ferreira, H., & Fernandes, P. O. (2015). Importance-Performance Analysis applied to a Laboratory Supplies and Equipment Company. *Conference on ENTERprise Information Systems/ International Conference on Project Management/ Conference on Health and Social Care Information Systems and Technologies*, (pp. 824-831). Bragança.
- Filieri, R., Alguezau, S., & McLeay, F. (2015). Why do travelers trust TripAdvisor? Antecedents of trust towards consumer-generated media and its influence on recommendation adoption and word of mouth. *Tourism Management*, *51*, 174-185.
- Gan, Q., & Yu, Y. (2015). Restaurant Rating: Industrial Standard and Word-of-Mouth A Text Mining and Multi-dimensional Sentiment Analysis. *1*, pp. 1332-1340. 48th Hawaii International Conference on System Sciences.
- Gojali, S., & Khodra, M. L. (2019). Aspect Based Sentiment Analysis for Review Rating Prediction.
- Goyette, I., Ricard, L., Bergeron, J., & Marticotte, F. (2010). e-WOM Scale: Word-of-Mouth Measurement Scale for e-Services Context. *Canadian Journal of Administrative Sciences*, vol.27(1) pp.5-23.
- Gupta, P., & Harris, J. (2010). How e-WOM recommendations influence product consideration and quality of choice: A motivation to process information perspective. *ELSEVIER- Journal of Bussiness Research*, *63*(9-10), 1041-1049.
- Ha, J., & Jang, S. (2012). Consumer dining value: does it vary across different restaurant segments? *Journal of Foodservice Business Research*, *15*(2), 123-142.
- Hughes, M. (2005). *Buzzmarketing*. New York: Penguin.
- Instituto Nacional de Estatística. (2017). *Inquérito À Utilização de Tecnologias da Informação e da Comunicação pelas famílias*.
- Jack, L., & Tsai, L. (2015). Using Text Mining of Amazon Reviews to Explore. Las Vegas, Nevada, USA: International Conference on Data Mining.
- Kotler, P. (1973). Atmospheric as a marketing tool. *Journal of Retailing*, *49*(4), 48-64.
- Krestel, R., Frankhauser, P., & Nejd, W. (2009). Latent Dirichlet Allocation for Tag Recommendation. *RecSys'09*, (pp. 23-25). New York.
- Kumar Dubey, A. (2017). Future Technology and Service Industry: A Case study of Travel and Tourism Industry. *8*(3).
- Lamb, C. W., Hair, J. F., & McDaniel, C. D. (2010). *Marketing 3.0*. Mason.
- Lekstutyte, A. (2016). *Experiential marketing practices leading to consumer loyalty in restaurant business*. Dissertação, ISCTE Business School, Lisboa.
- Leung, D., Law, R., van Hoof, H., & Buhalis, D. (2013). Social Media in Tourism and Hospitality: A Literature Review. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, *30*(1-2), 3-22.
- Li, X., Bing, L., Zhang, W., & Lam, W. (2019). Exploiting BERT for End-to-End Aspect-based Sentiment Analysis. Hong Kong.
- Litvin, S. W., Goldsmith, R., & Pan, B. (2008). Electronic word-of-mouth in hospitality and tourism management. *Tourism Management*, *29*(3), 458-468.

- Liu, B. (2008). *Web Data Mining: Exploring Hyperlinks, Contents, and Usage Data*. (2nd ed.). Springer Berlin Heidelberg New York.
- Lu, X., Ba, S., Huang, L., & Feng, Y. (2018). Promotional Marketing or Word-of-Mouth? Evidence from Online Restaurant Reviews. *Information System Research*, 24(3), 04-50.
- Luo, X. (2007). Consumer negative voice and firm-idiosyncratic stock returns. *Journal of Marketing*, 71(3), 75–88.
- Luo, Y., & Xu, X. (2019). Predicting the Helpfulness of Online Restaurant Reviews Using Different Machine Learning Algorithms: A case Study of Yelp. *Sustainability*, 11(19), 5254. doi:<https://doi.org/10.3390/su11195254>
- Mangold, W., & Smith, K. (2012). Selling to Millennials with online review. *Business Horizons*, 55(2), 141-153.
- Martins, R. (2018). *Dimensions of Brunch Experience: a study about the consumer behavior, the drivers and the post-consumption phase of brunches in Lisbon*. Dissertação de Mestrado, ISCTE Business School, Lisboa.
- Miller, T. (2005). *Data and text mining: a business applications approach*. NJ: Pearson Education International. Upper Saddle River.
- Moreno, A. C. (2015). *Análise de Sentimentos na Classificação de comentários Online Aplicando Técnicas de Text Mining*. Dissertação, ISCTE, Lisboa.
- Namkung, Y., & Jang, S. C. (2017). Effects of perceived service fairness on emotions, and behavioral intentions in restaurants. *European Journal of Marketing*.
- Nazir, A., Rao, Y., Wu, L., & Sun, L. (2020). Issues and Challenges of Aspect-based Sentiment Analysis: A comprehensive Survey. *IEEE Transactions on affective computing*. IEEE. doi:10.1109/TAFFC.2020.2970399
- Paggi, H. S. (January de 2021). Towards the definition of an information quality metric for information fusion models. *Computers & Electrical Engineering*, 89. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2020.106907>
- Park, Y., & Gretzel, U. (2007). Success Factors for Destination Marketing Web Sites: A Qualitative Meta-Analysis. *Journal of Travel Research*, 46(1), 46-63.
- Rietzler, A., Stabinger, S., Opitz, P., & Engl, S. (2019). Adapt or Get Left Behind: Domani Adaptation through BERT Language Model Finetuning for Aspect-Target Sentiment Classification. *NAACL 2019*.
- Robertson, S. (2004). Understanding Inverse Document Frequency: on theoretical arguments for IDF. *Journal of Documentation*, 60(5), 503-520. doi:<https://doi.org/10.1108/00220410410560582>
- Roder, M., Both, A., & Hinneburg, A. (2015). Exploring the Space of Topic Coherence Measures. *Proceedings of Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, (pp. 399-408). doi:<https://doi.org/10.1145/2684822.2685324>
- Rolczynski, R. (14 de december de 2020). *Aspect-based-sentiment-analysis 2.0.2*. Obtido de Pypi.org: <https://pypi.org/project/aspect-based-sentiment-analysis/>
- Rose, S., Hair, N., & Clark, M. (2011). Online Customer Experience: A review of the Business-to-Consumer Online Purchase Context. *International Journal of Management Reviews*, 13(1), 24-39.
- Ryan, B., & Chrisler, M. (2003). *Restaurant Market Analysis*. University of Wisconsin - Extension Center for Community Economic Development and the Small Business Development Center.
- Samara, B. S., & Morsch, M. (2005). *Comportamento do consumidor: conceitos e casos*. São Paulo: Prentice Hall.
- Sastry, G., Chaudhuri, S., & Reddy, P. (2007). An HMM based Part-Of-Speech tagger and statistical chunker for 3 Indian languages. (pp. 13-16). India: IJCAI.

- Schiffman, L. G., & Kanuk, L. L. (2009). *Consumer Behavior*. Englewood Cliffs: PrenticeHall.
- Schwartz, R., Imai, T., Kubala, F., Nguyen, & Makhoul, J. (1997). A Maximum Likelihood Model for Topic Classification of Broadcast News. *5th European Conference on Speech Communication and Technology*. Rhodes, Greece.
- Sendhilkumar, S., Srivani, M., & Mahalakshmi, &. (2017). Generation of Word Clouds Using Document Topic Models. *Second International Conference on Recent Trends and Challenges in Computational Model*.
- Sun, C., Huang, L., & Qiu, X. (2019). Utilizing BERT for Aspect-Based Sentiment Analysis via Constructing Auxiliary Sentence. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 380–385). Minneapolis, Minnesota: Association for Computational Linguistics.
- Tarannum, N., Rizvi, S., & Keole, R. (2015). A Preliminary Review of Web-Page Recommendation in Information Retrieval Using Domain Knowledge and Web Usage Mining. *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies*, 4(5), 1531-1535.
- Thorbjørnsen, H., Supphellen, M., Nysveen, H., & Pedersen, P. (2002). Building brand relationships online: A comparison of two interactive applications. *Journal of Interactive Marketing*, 16(3), 17-34.
- Tripadvisor. (30 de julho de 2020). *Jamie's Italian, Lisbon, Portugal*. Obtido de Tripadvisor: https://www.tripadvisor.pt/Restaurant_Review-g189158-d13473338-Reviews-Jamie_s_Italian_Lisboa-Lisbon_Lisbon_District_Central_Portugal.html
- Tripadvisor. (30 de Julho de 2020). *Acerca do Tripadvisor*. Obtido de Tripadvisor: <https://tripadvisor.mediaroom.com/pt-about-us>
- Tripadvisor. (27 de Julho de 2020). *Jamie's Italian, London, England*. Obtido de Tripadvisor: https://www.tripadvisor.pt/Restaurant_Review-g186338-d6214093-Reviews-Jamie_s_Italian-London_England.html
- Vijayasarathy, L., & Jones, J. (2000). Print and Internet catalog shopping: assessing attitudes and intentions. *Internet Research*, 10(3), 191-200.
- Yim, E., Lee, S., & Kim, W. (2014). Determinants of a restaurant average meal price: An application of the hedonic pricing model. *International Journal of Hospitality Management*, 39, 11-20.
- Yoo, C. W., Sanders, G. L., & Moon, J. (2013). Exploring the effect of e-WOM participation on e-Loyalty in e-commerce. *Decision Support Systems*, 55(3), 669-678.
- Yule, G., & Kendall, M. (1950). *An Introduction to the Theory of Statistics*. Charles Griffin & CO.
- Zhang, J. Q., Craciun, G., & Shin, D. (2010). When does electronic word-of-mouth matter? A study of consumer product reviews. *Journal of Business Research*, vol. 63(12) pp.1336-1341.
- Zhang, Z., Ye, Q., Law, R., & Li, Y. (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. (30 de Julho de 2020). *Jamie's Italian, Principe Real, Lisboa*. Obtido de Zomato: <https://www.zomato.com/pt/grande-lisboa/jamies-italian-pr%C3%ADncipe-real-lisboa>
- Zomato. (27 de Julho de 2020). *Jamie's Italian, Soho, London*. Obtido de Zomato: <https://www.zomato.com/pt/london/jamies-italian-soho>

