



# **Análise do Risco de Incumprimento: Setor Hoteleiro**

Mestrado Finanças Empresariais

Fabriton de Brito Fortes

Leiria, fevereiro de 2023



# **Análise do Risco de Incumprimento: Setor Hoteleiro**

Mestrado Finanças Empresariais

Fabriton de Brito Fortes

Dissertação realizada sob a orientação da Professora Doutora Magali Pedro Costa e da Professora Doutora Inês Margarida Cadima Lisboa

Leiria, fevereiro de 2023



## **Agradecimentos**

A redação da presente dissertação tem a finalidade de concluir o meu percurso académico. No entanto, ao longo deste caminho devo agradecer primeiramente à Deus, por me ter concedido forças e capacidade para ultrapassar todas as dificuldades que surgiram neste percurso e por ter atendido às minhas preces.

Às orientadoras, Inês Margarida Cadima Lisboa e Magali Pedro Costa, muito obrigada pelo trabalho incansável, por me terem transmitido confiança e sentido de persistência e consistência, ao ponto de fazerem com que eu acreditasse nas minhas capacidades para concluir esta etapa.

Deixo aqui o meu sincero agradecimento à minha mãe, Cecília Antónia de Brito, por ser o meu suporte, por me ter apoiado nos momentos difíceis e também por ser a pessoa que está ao meu lado em qualquer situação.

## Resumo

As recentes contrações económicas têm evidenciado o impacto da globalização quer na saúde financeira dos países, quer de setores e empresas. O turismo e, em particular, o setor hoteleiro, é um exemplo de um setor que tem vindo a espelhar os efeitos das recentes crises, particularmente da crise sanitária global provocada pelo vírus Sar-Cov2 e da crise financeira internacional de 2007/2008.

O presente estudo visa analisar o risco de incumprimento do setor hoteleiro português. Pretende-se, em particular, analisar os determinantes mais relevantes para explicar a probabilidade de uma empresa não cumprir com os seus compromissos na data da sua maturidade. A deteção antecipada de fatores (internos e/ou externos), que permitem prever o risco de incumprimento e a respetiva tomada de decisão atempada, é essencial para garantir a sustentabilidade das empresas.

Para tal, foi analisada uma amostra de dados em painel de 865 hotéis localizados em Portugal, no período 2014 a 2021. As empresas foram classificadas como cumpridoras e incumpridoras utilizando um critério *ex-ante*. No período analisado existem mais empresas cumpridoras do que incumpridoras. No entanto, a partir de 2020 verificou-se um aumento do número de empresas incumpridoras. Analisou-se a mediana de empresas cumpridoras e incumpridoras antes e durante o Covid-19 e os resultados sugerem que este fator contribuiu para o acréscimo do incumprimento das empresas do setor hoteleiro.

De forma a identificar os determinantes que explicam a probabilidade de incumprimento das empresas deste setor em particular, recorreu-se ao método *stepwise* e à matriz de correlações. Com as variáveis selecionadas procedeu-se à estimação do modelo Logit. Os resultados evidenciam que as características da empresa, nomeadamente o cash flow, a rendibilidade, a alavancagem, a eficiência e a idade das empresas, assim como a variável macroeconómica inflação, são determinantes significativos na previsão da probabilidade de incumprimento. O modelo apresenta uma taxa de sucesso de 91,05%.

A fim de analisar a robustez dos resultados, subdividiu-se o período da amostra em dois (2014-2019 e 2020-2021) com a finalidade de perceber o impacto da Covid-19. Os resultados confirmam que existe uma diferença significativa nos determinantes que explicam o risco de incumprimento antes e durante o período Covid-19.

O presente estudo apresenta diversos contributos. Primeiro, contribui para a literatura sobre o risco de incumprimento pelo facto de analisar um setor específico – indústria hoteleira, que tem apresentado alguma dificuldade de sobrevivência especialmente em períodos económicos mais difíceis. Segundo, os resultados apresentados podem contribuir para sustentar decisões quer por entidades governamentais, como por gestores, acionistas, credores ou mesmo para os *stakeholders*, uma vez que são apresentados os principais determinantes deste setor. Por último, os resultados provam o impacto da pandemia Covid-19, contribuindo assim para expandir a literatura empírica dado ser um facto, tanto quanto é do nosso conhecimento, não explorado na temática de incumprimento do setor hoteleiro.

Palavras-chaves: risco de incumprimento, setor hoteleiro, regressão logística, falência, Portugal.

**Abstract**

Recent economic contractions have highlighted the impact of globalization on the financial health of countries, sectors and companies. Tourism, in particular, the hospitality sector, is an example of a sector that has been mirroring the effects of recent crises, particularly the global health crisis caused by the Sar-Cov2 virus and the 2007/2008 international financial crisis.

This study aims to analyze the risk of default in the Portuguese hotel sector. In particular it intends to analyze the most relevant factors to explain the probability of a company to fail its commitments at maturity. The early detection of factors (both internal and external) allow to predict default risk and help to make timely decisions, which are essential to ensure corporate sustainability.

To this end, a panel data sample of 865 hotels located in Portugal was analyzed in the period 2014 to 2021. Companies were classified as compliant or default using an ex-ante criterion. There are more compliant firms than defaulters in the sample. However, after 2020 there was an increase in the number of default companies, year in which the restrictions imposed by the coronavirus Covid-19 were verified. Analysing the median number of compliant and default firms before and in years of Covid-19, results suggest that this factor contributed to the increase default firms in the hospitality sector. To identify the determinants that better explain the probability of default of firms in this particular sector, the stepwise method and the correlation matrix were used. With the selected variables the Logit model was estimated. The results show that the firms' characteristics, namely cash flow, profitability, leverage, efficiency, and age, as well as the macroeconomic variable inflation, are significant determinants in predicting the probability of default. The model has a success rate of 91.05%.

As a robustness test, the sample period was subdivided into two (2014-2019 and 2020-2021) with the purpose of understanding the impact of Covid-19. It was found that there is a difference in the determinants that explain the risk of default before and during the Covid-19 period.

This study has several contributions. First, it contributes to the literature on default risk by studying a specific sector - hotel industry, which has shown some difficulty in surviving especially in more difficult economic periods. Secondly, the results presented can contribute

to support decisions made by government entities, managers, shareholders, creditors or even stakeholders, since the main determinants of this sector are presented. Finally, the analysis of the impact of the Covid-19 pandemic is an important contribution to the literature, since this is the first work, as far as our knowledge, to explore this impact in default probability in the hospitality sector.

**Keywords:** default risk, hotel sector, logistic regression, bankruptcy, Portugal.

# Índice

<b>1. Introdução .....</b>	<b>1</b>
<b>2. Revisão da Literatura.....</b>	<b>4</b>
<b>2.1. Conceitos .....</b>	<b>4</b>
<b>2.2. Critérios.....</b>	<b>4</b>
<b>2.3. Modelos.....</b>	<b>7</b>
<b>2.4. Variáveis.....</b>	<b>14</b>
<b>3. Metodologia.....</b>	<b>19</b>
<b>3.1. Amostra .....</b>	<b>19</b>
<b>3.2. Modelo Proposto.....</b>	<b>21</b>
<b>3.3. Variáveis.....</b>	<b>22</b>
3.3.1. Variável Dependente .....	22
3.3.2. Variáveis Independentes.....	22
<b>4. Apresentação e Discussão de resultados.....</b>	<b>24</b>
<b>4.1. Caracterização da Amostra .....</b>	<b>24</b>
<b>4.2. Estatísticas descritivas e correlação.....</b>	<b>26</b>
<b>4.3. Modelo .....</b>	<b>31</b>
<b>4.4. Teste à Robustez .....</b>	<b>35</b>
<b>5. Conclusão .....</b>	<b>37</b>
<b>Bibliografia ou Referências Bibliográficas.....</b>	<b>41</b>

## Índice de figuras

Figura 1: Percentagem de empresas cumpridoras e incumpridoras por ano .....	24
Figura 2: Total de empresas por região .....	25
Figura 3: Percentagem de empresas cumpridoras e incumpridoras por região .....	25

## Índice de tabela

Tabela 1: Variáveis usadas na literatura.....	15
Tabela 2: Variáveis do Modelo .....	26
Tabela 3: Matriz de Correlações e VIF .....	27
Tabela 4: Comparação do incumprimento período 2014 a 2019 e período 2020 a 2021 .....	28
Tabela 5: Estatística Descritiva.....	29
Tabela 6: Resultado do modelo Logit .....	31
Tabela 7: Taxa de sucesso do modelo Logit binários .....	34
Tabela 8: Resultado modelo Logit período 2014 a 2019 e período 2020 a 2021 .....	35
Tabela 9: Taxa de sucesso de modelos período 2014 a 2019 e 2020 a 2021 .....	36

## Lista de siglas e acrónimos

ADM	Análise Discriminante Múltipla
CAE	Classificação Portuguesa de Atividade Económica
CART	<i>Classification and Regression Tress</i>
Covid-19	<i>Coronavirus disease 2019</i>
DT	Árvore de Decisão
EBIT	Resultado Antes de Juros e Impostos
EBITDA	Resultado Antes de Juros, Impostos, Depreciação e Amortização
MW	<i>Mann-Whitney</i>
NASDAQ	<i>National Association of Securities Dealers Automated Quotations</i>
NYSE	<i>New York Stock Exchange</i>
OCDE	Organização para a Cooperação de Desenvolvimento Económico
OMS	Organização Mundial de Saúde
PIB	Produto Interno Bruto
PME	Pequenas e Médias Empresas
RERE	Regime Extrajudicial de Recuperação de Empresas
SABI	Sistema de Análise de Balanços Ibéricos
Sars-Cov-2	<i>Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2</i>
SIREVE	Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial
SVM	Máquina Vetorial de Suporte
VAB	Valor Acrescentado Bruto
VIF	<i>Variance Inflation Factor</i>

# 1. Introdução

As crises económicas sentidas nos últimos tempos, tanto a recente provocada pelo vírus SarCov2, bem como a crise económica/financeira dos anos 2007/2008, são exemplos de eventos que mostram a importância de possuir ferramentas que ajudem a prever situações de incumprimento ou eventual falência das empresas. O impacto social, político e económico dos fracassos empresariais tem levado ao desenvolvimento de diversos modelos de previsão de falência de modo evitar situações de incumprimento financeiro (Jones et al., 2017).

Estudos referentes à temática do risco de incumprimento não são recentes. Na origem destacam-se os trabalhos de Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) e Zmijewski (1984). Mais recentemente, os modelos originais de incumprimento têm recebido diversas alterações, como exemplo modelos dos estudos de Altman et al. (2017), Chen et al. (2022), Tinoco et al. (2018), entre outros.

Para Zhang et al. (2020) estudar o risco de incumprimento é relevante, pois o incumprimento ou falência das empresas pode afetar a estabilidade financeira e a macroeconomia de um determinado país. Barboza et al. (2017) enfatizam a importância de haver novos estudos que explorem diferentes modelos e contextos, bem como diversos conjuntos de dados, uma vez que não existe na literatura, até ao momento, um consenso quanto ao melhor modelo de previsão de incumprimento.

No entanto, é importante referir que é difícil ter um único modelo capaz de ter igual desempenho em diferentes mercados, empresas ou setores com características diferentes, pois cada um tem as suas especificidades. Deste modo, é comum na literatura existirem estudos que analisam um setor de atividade em específico dada a similaridade da atividade. Este tipo de estudos mais específico permite ajudar os gestores na tomada de decisão de forma a evitar situações de incumprimento.

O presente estudo visa entender quais os determinantes que explicam o risco de incumprimento da indústria hoteleira portuguesa no período de 2014 a 2021. Tanto quanto é do nosso conhecimento existem poucos estudos que analisem o incumprimento neste setor em Portugal. No entanto, existem alguns estudos que analisam este setor, mas foram aplicados a outros países, por exemplo: Kim e Gu (2010) analisam hotéis norte americanos,

Escribano-Navas e Gemar (2021), Crespí-Cladera et al. (2021), Fernández-Gámez et al. (2016), Gémár et al. (2016) e Pelaez-Verdet e Loscertales-Sanchez (2021) analisam hotéis espanhóis. Em Portugal pode ser destacado o estudo de Pacheco (2015), no entanto, o presente estudo distingue-se pela amostra, pois Pacheco (2015) estuda pequenas e médias empresas com o Classificação Portuguesa de Atividade Económica Revisão 3 (CAE – Revisão 3) 55 e 56, enquanto o presente estudo foca-se especificamente em empresas do CAE 551 e com volume de negócio superior a 500.000 euros.

Segundo a Organização para a Cooperação de Desenvolvimento Económico (OCDE), em 2018, o turismo era o setor que mais contribuía para o crescimento do Produto Interno Bruto (PIB) Português. A indústria de alojamento, restauração e similares era o terceiro setor de atividade que mais contribuía para o Valor Acrescentado Bruto (VAB) (Pordata, 2022f) e o terceiro setor que empregava o maior número de trabalhadores (358.759 indivíduos) (Pordata, 2022b). Porém, destaca-se ainda a mortalidade média deste setor<sup>1</sup> (que era de 12,73% de 2014 a 2021), maior do que a taxa de mortalidade média de outros setores de atividade como o setor financeiro e de seguros (10,96%) e o setor do comércio a grosso e a retalho (10,44%) (Pordata, 2022e).

Além do descrito acima, a atividade turística está estritamente relacionada com o crescimento económico e, em tempos de crise, muitas empresas turísticas acabam por entrar em falência (García & Miguélez, 2021). Esta opinião é confirmada por Anguera-Torrell et al. (2021) que dizem que relativamente à pandemia Covid-19 o setor hoteleiro, como ator crítico na indústria do turismo, foi um dos setores económicos com maior impacto negativo, devido à sua própria natureza e modelo de negócio baseado na livre circulação de pessoas em todo mundo.

Para atingir o objetivo proposto foi analisada uma amostra de dados em painel não balanceados de 865 hotéis portugueses, que se traduz em 6.920 observações. Para classificar as empresas em cumpridoras e incumpridoras foi aplicado o critério *ex-ante*, mais concretamente os critérios propostos pelo Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial (SIREVE). O critério escolhido permite a sua replicação a outros setores, numa empresa específica ou mesmo noutra país. É também frequente, na literatura empírica encontrar autores que usam o critério legal (*ex-post*) para definir o incumprimento, como

---

<sup>1</sup> O valor médio é calculado através Microsoft Excel, função média sobre os dados dos anos em estudo, 2014 a 2021.

exemplo Pacheco (2015), Gu (2002), Kim e Gu (2010). Contudo, o critério *ex-post* é característico do país em questão (dependente da legislação em vigor) limitando a utilização noutros contextos.

Para identificar os determinantes que explicam o risco de incumprimento do setor hoteleiro português foi utilizado o *stepwise* e a matriz de correlações. De seguida, com as variáveis selecionadas procedeu-se à estimação do modelo Logit. Por fim, para validar o impacto da pandemia Covid-19, e como teste de robustez, a amostra foi dividida em dois períodos, 2014 a 2019 período antes da pandemia Covid-19 e 2020 a 2021, período durante pandemia Covid-19.

Com este estudo, a literatura sobre o risco de incumprimento do setor hoteleiro é enriquecida. Tanto quanto é do nosso conhecimento existe uma escassez de estudos aplicados a este setor e o facto de ser utilizado um critério *ex-ante*, permite replicar o estudo para outras amostras. Também o impacto do efeito particular da Covid-19 reforça a inovação do presente estudo para a literatura dado não existirem, pelo nosso conhecimento, estudos que analisem este impacto no risco de incumprimento do setor hoteleiro que foi tão afetado pela pandemia.

Os resultados do presente estudo contribuem também para a prática. Estes, são relevantes para empresas do setor hoteleiro na medida em que são identificados os determinantes que explicam situações de incumprimento. A informação aqui evidenciada poderá ser relevante para gestores e acionistas na tomada de decisões financeiras de forma a definir estratégias que promovam a saúde financeira dos hotéis. Os resultados encontrados poderão ser também úteis para instituições financeiras, credores e investidores. A localização dos hotéis mostrou-se relevante para explicar o seu nível de incumprimento, resultado que é relevante para o governo na medida em que, mostra a necessidade de criar condições para potenciar a saúde financeira das empresas que se localizam nas regiões mais desfavorecidas.

A organização do presente trabalho esta dividida em 5 capítulos. Após este primeiro capítulo introdutório, onde é enquadrado o tema e apresentado o objetivo do trabalho, no capítulo 2 é realizada a revisão de literatura. Seguidamente, o capítulo 3 apresenta a amostra e a metodologia utilizadas. No capítulo 4 são apresentados e discutidos os resultados obtidos e no último capítulo apresentam-se as principais conclusões, limitações assim como sugestões para investigações futuras.

## 2. Revisão da Literatura

### 2.1. Conceitos

O risco de incumprimento não é uma temática recente. As primeiras investigações remontam à década de 60 com o trabalho de Beaver (1966) e, desde então, diversos autores têm analisado o tema, como por exemplo Altman (1968), Campbell et al. (2008), Cathcart et al. (2020), Chen (2011), Chen et al. (2022), Ciampi (2015), Duffie et al. (2007), Kim e Gu (2010), Lin et al. (2011), Lisboa et al. (2021), Pacheco (2015), Pindado et al. (2008), Ohlson (1980), Wu et al. (2022), Zmijewski (1984), entre outros.

Associado ao risco de incumprimento está a ocorrência de dificuldades financeiras que, segundo Beaver (1966, p. 80), corresponde à “situação em que o fluxo de caixa de uma empresa não é suficiente para cobrir as suas obrigações financeiras atuais”. Para Gordon (2021), as dificuldades financeiras referem-se à redução da rendibilidade da empresa o que, por sua vez, poderá aumentar a sua probabilidade de incumprimento pela incapacidade em cumprir as suas obrigações operacionais e financeiras. Em linha com esta ideia, Karas e Reznakova (2020) defendem que uma empresa apresenta dificuldades financeiras quando não consegue cumprir com as suas obrigações que já atingiram a sua maturidade ou quando o passivo total excede o justo valor dos ativos da empresa.

Segundo Gottardo e Moisello (2017), é possível concluir que existem dificuldades financeiras quando uma empresa se encontra numa das quatro situações: 1) reestruturação financeira; 2) liquidação voluntária; 3) insolvência; 4) concordata preventiva de falência (uma forma de concordata com credores regulada pela lei italiana de falência).

### 2.2. Critérios

Para classificar as empresas em cumpridoras ou não cumpridoras a literatura tem vindo a apresentar um conjunto de critérios que se podem agrupar em: critérios *ex-post*, quando se utiliza a situação legal das empresas, e critérios *ex-ante*, quando se utilizam indicadores financeiros para detetar a probabilidade de incumprimento das empresas à priori (Lisboa et al. 2021).

O critério de *ex-post* é utilizado, por exemplo, nos estudos de Abidin et al. (2021), Ciampi (2015) e Pacheco (2015). Segundo Abidin et al. (2021) e Ciampi (2015), no estudo do

incumprimento das pequenas e médias empresas (PME) da Malásia e de Itália, respetivamente, uma empresa encontra-se em incumprimento legal aquando do início de um processo judicial formal de recuperação de dívidas (por exemplo: falência ou liquidação forçada). Para Pacheco (2015), na análise das PME do setor hoteleiro português, o incumprimento representa o fim da atividade empresarial, ou seja, quando os ativos da empresa são liquidados em benefício dos credores.

Embora o critério *ex-post* seja frequentemente utilizado, na opinião de alguns autores este apresenta algumas limitações. Pindado et al. (2008) argumentam que a definição de incumprimento com base em critérios legais difere de país para país. Também, na visão de Tinoco e Wilson (2013), a definição legal de incumprimento não é isenta de problemas e estes autores explicam ainda que, a insolvência pode ser um processo legal moroso em que a data legal do insucesso pode não representar o evento real do insucesso.

O critério *ex-ante* torna possível a deteção antecipada de sinais de incumprimento, permitindo que sejam tomadas decisões a fim de evitar uma potencial falência. Segundo Lisboa et al. (2021), este critério foca-se nas dificuldades financeiras da empresa e não nas consequências legais. Os estudos de Gregor e Kaplan (1998), Du et al. (2020), Chen et al. (2022), Costa et al. (2022); Lisboa et al. (2021); Lisboa e Costa (2021) e Vouga (2021) são exemplo de aplicação do critério *ex-ante*.

Para Gregor e Kaplan (1997) uma empresa está em incumprimento quando o EBITDA é inferior às despesas financeiras associadas ao pagamento de juros. Du et al. (2020) utilizam três indicadores para classificar empresas em dificuldades financeiras: i) resultado líquido negativo nos últimos dois anos fiscais; ii) ativos líquidos negativos do último ano contabilístico; iii) resultado operacional inferior a 10 milhões de Yuan no último ano contabilístico.

Chen et al. (2022), por sua vez, classificam uma empresa em incumprimento através de duas métricas cumulativas: 1)  $[(\text{empréstimo de curto prazo} + \text{Passivo não corrente} - \text{juros}) / \text{ativo total}]$ , quanto maior for o valor desta métrica, maior será o risco de incumprimento; 2) resultado antes de juros e impostos (*Earnings Before Interest, Taxes - EBIT*) negativo.

Costa et al. (2022); Lisboa et al. (2021); Lisboa e Costa (2021) e Vouga (2021) utilizaram o critério SIREVE que existiu em Portugal de 2012 a 2018 (foi revogado pelo Regime Extrajudicial de Recuperação de Empresas (RERE), pela Lei nº 8/2018 (2018)). O SIREVE

visava promover a recuperação extrajudicial de empresas, através da celebração de um acordo entre a empresa e todos ou alguns dos seus credores para viabilizar a sua recuperação e assegurar a sua sustentabilidade (Decreto-Lei n.º 26/2015, 2015, p.726).

Segundo o SIREVE, e de acordo com o Decreto-Lei nº 26/2015 (2015, p.726), as empresas encontravam-se num estado economicamente difícil, mas com possibilidade de recuperar quando apresentavam avaliação positiva dos indicadores seguintes, relativos aos três últimos exercícios completos à data de apresentação do requerimento: 1) autonomia financeira, medida de relação entre o valor dos capitais próprios e o valor do ativo, superior a 5%; 2) relação entre os resultados antes de depreciação, gastos de financiamento e impostos e o valor dos juros e gastos similares superior a 1,3; 3) relação entre a dívida financeira e os resultados antes de depreciação, gastos de financiamento e impostos igual ou superior a 0 e inferior a 10. Apesar de ser um diploma revogado, os critérios de análise da situação financeira das empresas encontram-se em consonância com outros estudos que aplicam uma abordagem *ex-ante*.

Na literatura existem ainda estudos que utilizam os critérios *ex-ante* e *ex-post* em simultâneo, ou seja, utilizam o critério legal, bem como indicadores financeiros para definir a empresa em incumprimento. São exemplo os estudos de Nagar e Sen (2016), Pindado et al. (2008), Rosner (2003), Sayari e Mugan (2017).

De acordo com Pindado et al. (2008), uma empresa está com dificuldades financeiras sempre que apresenta um pedido de falência (critério *ex-post*), mas também quando cumpre duas condições: 1) o resultado antes de juros, impostos, depreciação e amortização (EBITDA) é inferior às suas despesas financeiras durante dois anos e 2) quando ocorre uma queda no seu valor de mercado em dois períodos consecutivos.

Sayari e Mugan (2017) definem que as empresas se encontram em dificuldades financeiras quando: 1) declaram legalmente a falência de acordo com a lei de falência do país de origem (classificação legal); ou 2) as empresas apresentam resultado líquido negativo durante pelo menos três anos consecutivos.

De acordo com Rosner (2003), uma empresa é classificada como incumpridora quando apresenta declaração de insolvência ou falência (*ex-post*) ou se apresentar qualquer dos quatro indicadores financeiros (*ex-ante*): 1) fundo de maneo negativo; 2) resultado operacional negativo em qualquer um dos três anos da falência; 3) resultados retidos

negativos no terceiro ano antes da falência; e 4) resultado líquido negativo em qualquer um dos anos anteriores a falência.

Nagar e Sen (2016) acrescentam ao critério usado por Rosner (2003), um critério adicional, ou seja, quando a empresa apresentar resultados operacionais negativos nos últimos dois anos consecutivos.

### **2.3.Modelos**

Para melhorar a gestão do risco de incumprimento é fundamental a aplicação de modelos que permitam prever a probabilidade de incumprimento tendo em consideração as características específicas das subpopulações empresariais, por exemplo: PME, empresas privadas, empresas cotadas, empresas pertencentes a setores específicos (Tinoco e Wilson, 2013).

Os modelos de previsão de incumprimento são desta forma ferramentas importantes para empresas, instituições financeiras, gestores de investimentos, agências de rating e outros *stakeholders* (Altman et al., 2017). Na opinião de Kuběnka e Myšková (2019), a falência iminente e as respetivas consequências podem ser evitadas pela sua previsão atempada.

Os primeiros modelos de previsão de falência foram desenvolvidos com base em indicadores contabilísticos. Posteriormente surgiram modelos que utilizam não só os rácios contabilísticos, mas também variáveis qualitativas e variáveis que utilizam informações de mercado.

Os modelos mais comuns na literatura são a análise univariada de Beaver (1966), o modelo Z-Score de Altman (1968), o modelo Logit de Ohlson (1980) e o modelo Probit de Zmijewski (1984). Mais recentemente têm sido utilizados “data-driven models” na previsão do incumprimento, utilizando técnicas como árvores de decisão, a máquina vetorial de suporte (SVM) e as redes neurais artificiais (Habib et al., 2020). No entanto, de acordo com Alaka et al. (2018), não existe um modelo que seja caracterizado melhor do que todos os outros, pois cada modelo tem os seus pontos fortes e fracos, o que na prática torna cada modelo adequado a certa situação.

#### **Análise Univariada, Beaver (1966)**

A análise univariada proposta por Beaver (1966) é considerada como pioneira no estudo da previsão de falência. Beaver (1966) analisou setenta e nove pares de empresas, cada par formado com uma empresa falida e outra não falida. As empresas analisadas apresentavam características idênticas em termos de indústria e dimensão dos ativos e operavam em trinta e oito indústrias, entre os anos 1954 e 1964.

Inicialmente foram selecionados trinta rácios tendo por base três critérios: 1) popularidade, ou seja, frequência com que é utilizado na literatura; 2) desempenho dos rácios em estudos anteriores (capacidade preditiva); 3) os rácios serem definidos em termos do conceito de cash-flow. Desse conjunto, Beaver (1966) selecionou seis rácios com maior capacidade explicativa: fluxo de caixa sobre o passivo total, resultado líquido sobre o ativo total, passivo total sobre o ativo total, fundo de maneio sobre o ativo total e intervalo sem crédito.

Os resultados mostram uma taxa de sucesso na previsão da falência de 87% a um ano e 78% a cinco anos. Contudo, a análise univariada estuda os rácios separadamente o que se apresenta como uma desvantagem. Adicionalmente, os rácios devem ser utilizados com discrição, pois nem todos apresentam a mesma capacidade preditiva. Altman (1968) refere ainda que a interpretação da análise univariada pode ser confusa, pois, por exemplo, uma empresa com baixa rendibilidade pode ser considerada uma empresa com potencial de falência, contudo, se a empresa tiver elevada liquidez, a situação pode não ser considerada grave.

### **Modelo Z-Score de Altman (1968)**

Altman (1968), através do modelo estatístico de análise discriminante múltipla (ADM), estudou sessenta e seis empresas cotadas, trinta e três empresas em cada um dos grupos (falidas e não falidas) do setor industrial.

O método ADM é usado de modo a responder às questões: i) quais os rácios adequados à deteção da falência; ii) que peso devem ser atribuídos a cada um; e iii) como devem os pesos ser estabelecidos objetivamente. A ADM permite também classificar ou fazer previsões em problemas cuja variável dependente é qualitativa.

Inicialmente, Altman (1968) analisou vinte e dois rácios, compilados em cinco categorias: liquidez, rendibilidade, alavancagem, solvência e rácios de atividade. Da lista original de

rácios foram selecionados cinco com maior capacidade de previsão de falência. O modelo estimado foi o seguinte:

$$Z - Score = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5 \quad [1]$$

Onde:  $X_1$  = fundo de maneiio/total do ativo;  $X_2$  = resultados retidos/total do ativo;  $X_3$  = resultado antes de juros e impostos/total do ativo;  $X_4$  = valor de mercado do capital próprio/passivo total;  $X_5$  = vendas/total do ativo.

O modelo proposto por Altman (1968) permite a classificação das empresas numa das três situações, conforme o valor obtido para Z-score: 1) as empresas com pontuação Z superior a 2,99 são classificadas como não falidas; 2) as empresas com pontuação Z menor que 1,81 são classificadas como falidas; 3) considera-se uma zona de ignorância/ cinzenta as empresas que obtenham um Z entre os valores de 1,81 a 2,99.

A precisão do modelo um ano antes da falência é de 95%, porém a dois anos da falência diminui para 72%.

Contudo, a ADM apresenta algumas limitações. Segundo Chen (2011), o modelo é inadequado para lidar com o problema de uma amostra de pequena dimensão e pode haver vários preditores correlacionados. Para Ohlson (1980), a ADM exige certos pressupostos estatísticos sobre as propriedades de distribuição dos preditores, como exemplo, as matrizes de variância-covariância dos preditores devem ser as mesmas para ambos os grupos (empresas falidas e não falidas). Adicionalmente, o resultado do modelo é uma pontuação cuja interpretação é pouco intuitiva, uma vez que é basicamente um dispositivo ordinal de classificação (discriminatória). Existem ainda certos problemas relacionados com os procedimentos de “correspondência” que têm sido normalmente usados, ou seja, empresas falidas e não falidas são combinadas de acordo com critérios, tais como dimensão e indústria, e estes tendem a ser de alguma forma arbitrários.

### **Modelo Logit- Ohlson (1980)**

Para prever a falência das empresas Ohlson (1980) analisou uma amostra de 105 empresas falidas e 2058 não falidas recorrendo à regressão logística condicional – modelo Logit, e assim eliminou alguns problemas apontados no uso da análise discriminante múltipla.

O autor utilizou um conjunto de variáveis, agrupadas em quatro categorias: dimensão, alavancagem, desempenho e liquidez. Ohlson (1980) apresentou o seguinte modelo:

$$P = (1 + \exp\{-[-1,320 - 0,407X_1 + 6,030X_2 - 1,430X_3 + 0,075X_4 - 2,370X_5 - 1,830X_6 - 0,028X_7 - 1,720X_8 - 0,521X_9]\}^{-1}) \quad [2]$$

Onde: X1: dimensão medida pelo Log (Ativo total/índice de preço<sup>2</sup>); X2: Passivo total/Ativo total; X3: Fundo Maneio/Ativo Total; X4: Passivo Corrente/Ativo Corrente; X5: Resultado Líquido/Ativo Total; X6: Fluxo de Caixa Operacional/Passivo Total; X7: Variável dummy que assume o valor 1 se o Resultado Líquido for negativo durante os últimos dois anos e 0 caso contrário); X8: Variável dummy que assume o valor 1 se Total Passivo for superior ao Total Ativo) e X9:  $(RL_t - RL_{t-1}) / (|RL_t| + |RL_{t-1}|)$ , onde  $RL_t$  é o Resultado Líquido do período t.

O modelo apresenta uma taxa de sucesso de 96,12%. O autor definiu como ponto de corte 0,5 onde as empresas com resultado inferior são consideradas não falidas e as empresas com resultado superior são consideradas falidas.

De acordo com Sun et al. (2014) este modelo destaca-se pela sua simplicidade na utilização e interpretação, assim como pelo facto de as variáveis independentes não terem de seguir distribuição normal e igual covariância. West (2000) diz que é o modelo mais preciso entre os modelos estatísticos clássicos, nomeadamente a ADM.

Kim e Gu (2010) utilizaram o modelo Logit para prever o incumprimento tendo alcançado uma taxa de precisão de previsão de 91,00% e 84,00% para 1 e 2 anos antes da falência, respetivamente. Com o mesmo intuito, Abidin et al. (2021), testa o modelo Logit, e comprova que o modelo Logit tem capacidade para prever o incumprimento até 3 anos após a falência, 96,30% a 1 ano, 98,10% a 2 anos e 85,00% nos 3 anos. Também, estes autores Abidin et al. (2021), argumentam que o modelo é capaz de prever o incumprimento embora o aumento do período de previsão de incumprimento resulta numa diminuição da taxa de exatidão de modelo.

### **Modelo Probit - Zmijewski (1984)**

O modelo Probit foi desenvolvido por Zmijewski (1984) com a finalidade de estudar as dificuldades financeiras das empresas industriais da bolsa de valores americana, NYSE (*New York Stock Exchange*) e de Nova Iorque, NASDAQ (*National Association of Securities Dealers Automated Quotations*), no período de 1972 a 1978. O autor apresenta como vantagens do modelo a fácil e intuitiva análise dos resultados, e o facto de as variáveis não precisarem de seguir uma distribuição normal.

<sup>2</sup> Calculado com base no Produto Nacional Bruto

O autor definiu o seguinte modelo para determinar as dificuldades financeiras:

$$P = \Phi(-4,336 - 4,513X_1 + 5,679X_2 + 0,004X_3) \quad [3]$$

Onde: X1 = ROA (Resultado Líquido/Ativo Total); X2 = Passivo Total/Ativo Total; X3 = Liquidez (Ativo Corrente/Passivo Corrente).

Quando o resultado do modelo é superior a 0,5 a empresa é considerada falida e quando é menor que 0,5 é considerado não falida. O modelo Probit aplicado pelo autor avaliou corretamente 99,5% de empresas não falidas e 70,7% de empresas falidas.

### **Redes Neurais Artificiais**

O sistema de rede neural artificial foi introduzido por McCulloch e Pitts (1943) (citado por Lacher et al., 1995) e é um modelo de inteligência artificial que replica o processo de aprendizagem do cérebro humano.

Segundo Kumar e Ravi (2007), assim como Lee et al. (2002), uma rede neural é constituída por unidades de processamento interligadas. Cada elemento de processamento recebe um número de entrada, ao qual é aplicado um peso estimado, resultando numa soma ponderada que representa o estado interno da unidade. Uma função de ativação é então aplicada ao estado interno produzindo o *output* - sinal de saída.

De acordo com Sun et al. (2014), as primeiras experiências surgiram em 1988 e o primeiro trabalho relacionado com dificuldades financeiras foi publicado nos anos 90 nos estudos de Tam (1991) e Tam e Kiang (1992).

São diversas as arquiteturas da rede neural presentes na literatura aplicadas ao estudo do risco de incumprimento, no entanto Chen (2011) apresenta como principais a *Multi-Layer Perception (MLP)*, *Self-organizing Map (SOM)*, *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

O uso da técnica de redes neurais artificiais surge como forma de obter maior precisão na previsão da dificuldade financeira, na medida em que está livre de limitações apontadas noutros modelos, tais como a normalidade e a independência de variável preditiva (Lacher et al., 1995). Segundo Sun et al. (2014) as redes neurais não estão sujeitas aos rigorosos pressupostos exigidos pelos métodos estatísticos. Para Kumar e Ravi (2007) este modelo tem como vantagem a eficácia na previsão de falência, classificação (bom ou mau,

cumpridora ou não), agrupamento e otimização. No entanto, quer Sun et al. (2014), quer Kumar e Ravi (2007), apresentam como desvantagens a complexidade na determinação de vários parâmetros associados aos algoritmos de formação, a dificuldade de compreensão dos resultados e a necessidade de muitos dados e ciclos de teste até chegar ao resultado.

A literatura apresenta diferentes resultados quanto ao melhor modelo de previsão de incumprimento. Por exemplo, Wu et al. (2022) concluíram que o modelo de rede neural supera o modelo Z-Score na classificação correta de empresas em dificuldades financeiras (98,26% rede neural, relativamente a 86,54% Z-Score). No entanto, Dzik-Walczak e Heba (2021) concluíram que o modelo Logit proporciona melhor desempenho em detrimento do modelo Redes Neurais Artificiais.

### **Árvore de Decisão - DT**

A árvore de decisão consiste numa seleção de classificadores estruturados em árvore, onde as variáveis aleatórias são independentes e distribuídas de forma idêntica e cada ramo emite um voto unitário para a classe mais popular na entrada (Breiman, 2001).

O modelo árvore de decisão pode ser compreendido como um procedimento recursivo, através do qual um conjunto de unidades estatísticas é dividido em subgrupos (Kim e Upneja, 2014).

Segundo Chen (2011), a árvore de decisão é um método de discriminação não linear que utiliza um conjunto de variáveis independentes para dividir uma amostra em subgrupos progressivamente mais pequenos. Também enfatiza que tal como as redes neurais, a árvore de decisão tem várias versões das quais a mais aplicada para o estudo do risco de incumprimento é *Classification and Regression Trees* (CART). Neste contexto, de acordo com Karas e Reznokova (2020), Frydman et al. (1985) foi o primeiro estudo a aplicar o método CART na análise do risco de incumprimento.

Li e Wu (2010) defendem que o modelo CART apresenta como vantagens a capacidade de identificar variáveis significativas no processo de dificuldades financeiras e a facilidade de interpretação de resultados. A respeito disto, Karas e Reznakova (2020) apontam ainda como vantagens, para além da fácil interpretação, ser um método capaz de captar relações complexas entre variáveis e robusto no que diz respeito a existência de *outliers* na amostra,

o que torna este método adequado para seleção de previsores de incumprimento. Outras vantagens referidas por Barboza et al. (2017) são a importância de identificar o peso de cada variável nos resultados de classificação. Li et al. (2010), salientam ainda como vantagens do modelo CART, permitir uma estimativa não linear e a exatidão.

No entanto, Li et al. (2010), ao investigarem empresas cotadas na bolsa de Xangai e Shenzhen, concluíram que a árvore de decisão CART apresenta desempenho satisfatório na previsão de dificuldades financeiras apenas a curto prazo, mas a longo prazo não consegue apresentar resultados superiores em relação aos métodos regressão Logística e ADM. Ainda, Li et al. (2010), pronunciam que, o modelo CART não é muito popular na área de dificuldades financeiras, apesar das vantagens.

Malakauskas e Lakstutiene (2021), ao estudarem 12.000 PME's dos estados Bálticos concluíram que, as redes neurais classificam melhor as empresas em dificuldades financeiras do que as árvores de decisão.

### **Máquina Vetorial de Suporte (SVM)**

A máquina vetorial de suporte foi desenvolvida por Vapnik (1995) e é uma teoria de inteligência artificial que se baseia na aprendizagem estatística incorporando a teoria da dimensão VC (dimensão Vapnik-Chervonenkis).

A SVM é capaz de construir um modelo em que a taxa de precisão pode ser 100%, no caso de grupos completamente distintos. Mas em finanças ter esta taxa de precisão é praticamente impossível visto que as variáveis económicas estão frequentemente correlacionadas (Barboza et al., 2017).

O método SVM, apesar das vantagens é um método de difícil implementação e interpretação e tende a diminuir a sua capacidade quando estamos perante um elevado número de variáveis de entrada que possam ser irrelevantes, variáveis *dummy* ou dados agrupados (Jones et al., 2017).

Ao analisar as dificuldades financeiras das empresas cotadas na bolsa de valores de Taiwan, Chen (2011) concluiu que máquina vetorial de suporte tem potencialidade para ser um método consistente na previsão de dificuldades financeiras tal como o método da árvore de decisão e os métodos estatísticos tradicionais (Logit e ADM). No entanto Barboza et al.

(2017), ao estudarem a falência um ano antes do evento, mostram que a árvore de decisão tem melhor precisão em relação ao método SVM e as técnicas estatísticas tradicionais (Logit e ADM). Jones et al. (2017) também analisaram dados de empresas falidas e concluíram que a SVM não consegue produzir melhor precisão que a árvore de decisão, para ambas as amostras, mas apresenta valores consistentes na precisão em relação aos modelos estatísticos tradicionais, nomeadamente Logit e ADM.

Na aplicação de qualquer um dos modelos anteriormente expostos, podem ocorrer dois tipos de erros que importa analisar: o erro do tipo I, o qual acontece quando as empresas falidas são classificadas como não falidas, e o erro do tipo II quando empresas não falidas são classificadas como falidas (Altman, 1968; Altman e Sabato, 2005; Beaver, 1966; Singh, 2019).

## **2.4. Variáveis**

Os modelos clássicos da análise do risco de incumprimento estão muitas vezes adaptados a realidades e amostras específicas. Essa adaptação é normalmente feita através da seleção das variáveis que melhor descrevem o risco de incumprimento em determinada amostra.

A tabela 1 apresenta alguns estudos sobre o risco de incumprimento, no qual são ilustrados os grupos utilizados, o impacto obtido, as variáveis utilizadas e os autores. É importante referir que as variáveis utilizadas na literatura podem ser divididas em: i) características gerais das empresas (encontradas na maioria dos estudos sobre incumprimento), podendo estas ser agrupadas em indicadores de cash flow, liquidez, rendibilidade, alavancagem, eficiência, dimensão e idade; ii) fatores macroeconómicos como o PIB e a taxa de inflação e, também, características específicas para o setor - setor hoteleiro (setor que será analisado no presente trabalho).

Tabela 1: Variáveis usadas na literatura

Grupo	Impacto obtido	Variável	Referências
<b>Características das Empresas</b>			
Cash Flow	-	CFO / D	Chen et al (2021), Edmister (2012), Karas e Reznakova (2020)
		CFO / AT	
		CF / PC	
Liquidez	-	FM/ AT	Altman e Sabato (2005), Altman (1968), Beaver (1966), Cathcart et al. (2020), Chen et al. (2022), Nadarajah et al. (2021), Ohlson (1980), Sagidah (2020), Shilpa e Amulya (2017), Zhang et al. (2020), Zmijewki (1984)
		PT / AT	
		AC / PC	
Rendibilidade	-	RL / AT	Altman e Sabato (2005), Altman (1968), Beaver (1966), Campbell et al. (2008), Cathcart et al. (2020), Chen et al. (2020), Ohlson (1980), Shilpa e Amuly (2017), Zhang et al. (2020), Zmijewki (1984)
		RR / AT	
		EBIT / AT	
		EBITDA / AT	
Alavancagem	+ / -	D / AT	Altman e Sabato (2005), Altman (1968), Beaver (1966), Cathcart et al. (2020), Kim e Gu (2014), Nadarajah et al. (2020), Nicolau (2005), Sayidah (2020), Singh e Upneja (2008), Zmijewki (1984)
		D / CP	
		PNC / AT	
		PC / D	
		EBIT / Juros	
Eficiência	-	VN / AT	Altman (1968), Chen et al. (2020), Gémar et al. (2016), Sayidah (2020), Shilpa e Amulya (2017)
		$\Delta$ EBITDA	
Dimensão	-	Ln (AT)	Chen et al. (2022), Escribano-Navas e Gemar (2021), Nadarajah et al. (2021), Ohlson (1980), Sayidah (2020), Zhang et al. (2020)
		Log (VN)	
Idade	-/+	Ln (anos)	Cathcart et al. (2020), Nadarajah et al. (2021)
<b>Fatores macroeconómicos</b>			
PIB	-	Crescimento do PIB	Bonsal et al. (2013), Cathcart et al. (2020), Liou e Smith (2007)
Inflação	+/-	Taxa de inflação	Bonsal et al. (2013), Costa et al. (2022), Liou e Smith (2007), Ninh et al. (2018)
<b>Específicos do Setor de Alojamento</b>			
Rendibilidade	+	EBIT/VN	Vivel-Búa et al. (2018)
Eficiência	+	GP/VN	Ciampi, (2015), Escribano-Navas e Gemar (2021), Kim e Gu (2010)
Pertence a uma Rede	-		Becerra-Vicario et al. (2020), Gémar et al. (2016), Singh (2019)
Região	-/+		Ciampi (2015), Fernández-Gámez et al. (2016), Gémar et al. (2016), Singh (2019), Vivel-Búa et al. (2018)
Turismo	-		Gémar et al. (2016), Vivel-Búa et al. (2018)

Fonte: Elaborado pelo autor

Em que: AC – Ativo Corrente; AT – Ativo Total; CF – Fluxo de Caixa; CP – Capital Próprio; D – Dívidas (financiamento corrente e não corrente); EBIT – Resultado Antes de Juros e Impostos; EBITDA – Resultado antes de Juros Impostos, Depreciações e Amortizações; CFO - Fluxo de Caixa Operacional; FM - Fundo de Maneio; GP – Gasto Pessoal, PC – Passivo Corrente; PIB – Produto Interno Bruto; PNC – Passivo não Corrente; PT – Passivo Total; RL – Resultado Líquido; RR – Resultados Retidos; VN – Volume de Negócios.

No que diz respeito aos cash flows é esperado um impacto negativo no incumprimento, pois quanto maior for o fluxo de caixa, maior a disponibilidade monetária da empresa, logo maior

a sua capacidade para pagar as suas dívidas, o que contribui para a diminuição da probabilidade de incumprimento (Karas e Reznokova, 2020).

É expectável que a liquidez tenha um impacto negativo no incumprimento, pois quando uma empresa apresenta maior liquidez tem maior capacidade para pagar os seus compromissos, pelo que diminui a probabilidade de entrar em incumprimento (Abidin et al., 2020).

Relativamente à rendibilidade espera-se que esta variável tenha um impacto negativo no incumprimento. Segundo Nadarajah et al. (2021), empresas menos rentáveis têm maior probabilidade de entrar em incumprimento, pois apresentam menos lucros, o que, por sua vez, contribui para a diminuição dos recursos financeiros para satisfazer os compromissos assumidos.

Na opinião de Cathcart et al. (2020) e Ciampi (2015), a alavancagem das empresas, e cada um dos seus componentes (passivo corrente e não corrente), afetam positivamente a probabilidade de incumprimento, sendo este impacto mais evidente em PME, devido à maior exposição destas empresas ao endividamento de curto prazo e conseqüentemente pelo maior risco de refinanciamento. Crespí-Cladera et al. (2021) acrescentam que o impacto do endividamento é agudizado durante períodos de recessão económica. No entanto, Sayidah e Assagaf (2020) encontraram uma relação contrária, isto é, impacto negativo da alavancagem no incumprimento, concluindo que quando se utiliza a dívida para financiar investimentos rentáveis, o grau de alavancagem reduz o nível de dificuldades financeiras. Assim sendo, a alavancagem pode ter um efeito tanto positivo como negativo na probabilidade de incumprimento.

De acordo com Altman (1968) e Shilpa e Amulya (2017), a eficiência medida por VN/AT, reduz a probabilidade de incumprimento dado que a empresa consegue mais facilmente repor o investimento em ativo através do volume de negócios. De acordo com Gu (2002), o aumento da eficiência aumenta a rendibilidade e a liquidez da empresa pelo que diminui a probabilidade de entrar em incumprimento. Portanto, espera-se que o aumento da eficiência diminua o incumprimento.

Relativamente à dimensão espera-se sinal negativo, pois segundo Zhang et al. (2020) empresas maiores têm mais possibilidade de cumprir com as suas obrigações, pois têm o seu negócio mais diversificado. No entanto, Ciampi (2015) conclui que a dimensão (medido

através do volume de negócios) não tem um efeito significativo no incumprimento da empresa.

Malakauskas e Lakstutiene (2021) apresentam a idade como uma variável importante para explicar a probabilidade de incumprimento das empresas. Já Lisboa et al. (2021), enfatizam que a idade tem um efeito U sobre a probabilidade de incumprimento, ou seja, à medida que as empresas se tornam mais velhas e até uma certa idade o risco diminui e depois volta a aumentar dado que empresas mais antigas criam resistência à mudança de velhos hábitos e têm dificuldades em acompanhar novas tendências do mercado. Com isso, o fator idade pode influenciar tanto positivamente como negativamente a probabilidade de incumprimento.

De acordo com Liou e Smith (2007) e Youn e Gu (2010), os fatores macroeconómicos poderão influenciar as dificuldades financeiras apresentadas pelas empresas. Para Cathcart et al. (2020) boas condições macroeconómicas, como o crescimento do PIB, diminui o incumprimento das empresas. Ninh et al. (2018) e Tinoco e Wilson (2013), por sua vez, mostram que a inflação tem uma relação positiva com o incumprimento na medida que o aumento da inflação diminui o poder de compra dos clientes, o que tem repercussões no volume de negócios, rendibilidade, cash flows e liquidez das empresas. Assim sendo, espera-se que o PIB tenha uma influência negativa e a inflação uma influência positiva nas dificuldades financeiras das empresas.

No presente trabalho será analisado o setor específico da hotelaria. Estudos que analisam este setor são escassos, podendo citar os estudos de Crespi-Cladera et al. (2021), Escribano-Navas e Gemar (2021), Fernández-Gámez et al. (2016), Gémar et al. (2016), Kim e Gu, (2010), Pacheco (2015), Pelaez-Verdet e Loscertales-Sanchez, (2021), entre outros. Para além das variáveis anteriormente apresentadas, os autores ainda incluem os gastos com pessoal sobre o volume de negócios (GP/VN), a rendibilidade do volume de negócios (EBIT/VN), o facto da empresa pertencer (ou não) a uma rede/cadeia, a localização e ser ou não uma região turística.

O rácio dos gastos com o pessoal/ volume de negócios (GP/VN), mede a eficiência da empresa ao nível dos seus trabalhadores. De acordo com Kim e Gu (2010) e Serrasqueiro e Nunes (2014), os gastos com pessoal são o maior gasto operacional na indústria hoteleira. Kim e Gu (2010) argumentam que as empresas do setor hoteleiro devem reduzir os seus gastos operacionais e, particularmente, os elevados gastos de mão-de-obra para sobreviver no ambiente altamente competitivo. De acordo com Serrasqueiro e Nunes (2014), o elevado

risco operacional é um fator particularmente decisivo na sobrevivência dos hotéis de pequena e média dimensão, porque estes enfrentam maiores desafios no cumprimento de responsabilidades financeiras. Posto isto, é expectável que a variável GP/VN contribua para aumentar as dificuldades financeiras das empresas.

Para Nicolau (2005) quando o alojamento hoteleiro pertence a uma rede, espera-se que esteja mais protegido contra os riscos operacionais, na medida que a rede de empresas diversifica os riscos de sobre-exposição a uma determinada categoria de mercado ou região geográfica. Também, Dahlstrom et al. (2009) mostram que pertencer a uma cadeia permite aos hotéis melhorar a produtividade do investimento e reduzir o risco, ou seja, o facto de pertencer a uma rede diminui a probabilidade de incumprimento.

Segundo a literatura o risco de incumprimento é distinto consoante a região onde se localiza o hotel (impacto positivo ou negativo). Gémar et al. (2016) sugerem que a sobrevivência de um hotel depende significativamente da localização geográfica, ou seja, a localização determina a taxa de ocupação dos alojamentos e o rendimento médio esperado pelo aluguer de cada quarto. Também Singh (2019) conclui que a localização é um fator importante para o sucesso do alojamento, demonstrando que hotéis localizados em zonas urbanas ou resorts têm menos probabilidade de entrar em dificuldades financeiras. Fernández-Gámez et al. (2016) realçam ainda a importância da zona de destino para estimar a probabilidade de falência dado que se é mais turística espera-se que contribua para diminuir a probabilidade de incumprimento.

## 3. Metodologia

### 3.1. Amostra

O presente trabalho tem como principal objetivo analisar os principais determinantes que explicam o risco de incumprimento do setor hoteleiro português.

Analisar um setor de atividade específico é comum na literatura, dado que cada setor tem particularidades diferentes, ou seja, os preditores que melhor explicam o incumprimento podem divergir de setor para setor (Lisboa et al., 2021; Pelaez-Verdet e Loscertales-Sanchez, 2021).

Assim, o presente estudo centra-se na indústria hoteleira, mais concretamente em hotéis portugueses, caracterizado pela Classificação Portuguesa de Atividade Económica Revisão 3 (CAE – Revisão 3) com o código 551, no período de 2014 a 2021. Analisar este tipo de alojamento em particular assume-se relevante pois, em Portugal no ano 2021, os hotéis representavam 76,9% do total dos estabelecimentos hoteleiros e 69,1% da capacidade de alojamento total oferecido (camas). Este é também o tipo de estabelecimento hoteleiro mais procurado, tanto por residentes como por não residentes (Instituto Nacional de Estatística, 2021).

Entre os anos 2014 a 2019, assistiu-se ao aumento de unidades hoteleiras, o que indica que o setor acompanhou o crescimento económico do país verificado neste período. No entanto, o ano 2020 foi marcado pelo decréscimo de estabelecimentos hoteleiros, sendo o estado de confinamento originado pela pandemia do vírus SAR-CoV-2 apontado como causa. Tal situação levou a uma diminuição de mais de 2 milhões de euros nos rendimentos dos hotéis (passou de 2.976.234,00 euros em 2019 para 936.046,00 euros em 2020) (Pordata, 2022c).

A análise do risco de incumprimento neste setor de atividade é relevante dado que, de um modo geral, o setor no qual os hotéis estão inseridos - alojamento, restauração e similares, apresentou, nos anos em análise (2014 a 2021), uma taxa de mortalidade média de 12,73%, maior que a média dos outros setores de atividade. Os setores com maior taxa de mortalidade, a seguir ao setor hoteleiro, são setor financeiro e de seguros com 10,96% e o setor do comércio a grosso e a retalho com uma taxa de 10,44% (Pordata, 2022e). Adicionalmente, o setor hoteleiro é o terceiro setor que mais contribui para o VAB português, em média com

9.008,53 milhões de euros (Pordata, 2022f), e o terceiro ramo de atividade que emprega mais trabalhadores, em média 358.759 indivíduos (Pordata, 2022b).

O setor do alojamento é um setor que tem sido pouco explorado no que se refere ao risco de incumprimento. Contudo, é possível mencionar alguns estudos que analisam particularmente os hotéis, como exemplo de Crespi-Cladera et al. (2021), Escribano-Navas e Gemar (2021), Fernández-Gámez et al. (2016), Gémar et al. (2016), Kim e Gu (2010), Pelaez-Verdet e Loscertales-Sanchez (2021). Em Portugal, de acordo com a literatura revista, apenas Pacheco (2015) analisa o incumprimento de hotéis.

Na seleção da amostra escolheu-se apenas hotéis com volume de negócios anual superior a 500.000 euros, de modo a incluir apenas hotéis com três ou mais estrelas, tal como Gémar et al. (2016)<sup>3</sup>. O número de estrelas (utilizado como representativo do volume de negócios) é um fator que pode condicionar o desempenho e risco dos hotéis (Fernández-Gámez et al., 2016; Vivel-Búa et al., 2018).

A informação financeira das empresas foi recolhida na base de dados Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (SABI) do Bureau Van Dijk, enquanto os dados macroeconómicos foram recolhidos na Pordata.

O estudo centra-se no período de 2014 a 2021. No ano 2014 o PIB foi pela primeira vez positivo (0,79%) desde 2011 (-1,70%) (Pordata, 2022d), o que justifica a data de início do estudo, pois foi quando se assistiu ao início da recuperação económica após a crise financeira de 2007/2008. O último ano de análise é 2021 dado que é o último ano com dados disponíveis aquando da recolha de informação. Embora o primeiro ano de análise seja 2014, os dados foram recolhidos desde o ano 2012 para classificar uma empresa incumpridora ou cumpridora.

Por fim, tal como Lisboa e Costa (2021), foram retiradas da amostra todas as empresas que não apresentavam pelo menos quatro anos de informação consecutivos. A amostra final consiste num painel de dados não balanceado que inclui 865 hotéis, num total de 6.920 observações.

---

<sup>3</sup> Hotéis com um volume de negócios inferiores apresentam normalmente um modelo de negócio distinto.

### 3.2. Modelo Proposto

O presente estudo irá recorrer ao modelo Logit de Ohlson (1980), tal como os trabalhos de Abidin et al. (2020), Crespí-Cladera et al. (2021), Kim e Gu (2010), Lisboa et al. (2021), Pacheco (2015), Wieprow e Gawlik (2021), Vicario et al. (2020), entre outros.

O modelo Logit é um dos modelos mais amplamente utilizado e tem vindo a ser aplicado em diversas amostras quer para estudar PME quer para grandes empresas, como exemplo, os trabalhos realizados por Altman e Sabato (2005), Campbell et al. (2008), Cathcart et al. (2020), Karas e Reznakova (2020), Malakauskas e Lakstutiene (2021), Zhang et al. (2020). No que se refere ao risco de incumprimento, o modelo Logit é um dos modelos a par com a análise discriminante múltipla, mais utilizados (Aziz e Dar, 2006).

A escolha pela aplicação do modelo Logit ainda se deve ao facto deste modelo não exigir certos requisitos, como exemplo a normalidade das variáveis, por ser um modelo de fácil implementação e interpretação. De acordo com Ciampi (2015), a regressão logística apresenta bom desempenho quando aplicada a problemas de previsão em que a variável dependente é binária (1 se incumpridora e 0 se cumpridora). Pacheco (2015) diz que, do ponto de vista estatístico, o modelo Logit encaixa bem nas características do problema de previsão de incumprimento, onde a variável dependente é binária e os grupos são discretos e identificáveis. Enfatiza ainda a capacidade de interpretação, pois os coeficientes estimados podem ser interpretados separadamente, mostrando a importância de cada uma das variáveis independentes na probabilidade estimada de incumprimento.

O estudo utiliza a metodologia de dados em painel assim como Pindado et al. (2008), Escribano-Navas e Gemar (2021), Vivel-Búa et al. (2018). Segundo Pindado et al. (2008), os dados em painel permitem controlar a heterogeneidade inobservável e conseguem eliminar o enviesamento de variáveis omitidas que surgem quando os efeitos específicos individuais não observados estão correlacionados com as variáveis explicativas. De acordo com Verbeek (2006), citado por Vivel-Búa et al. (2018), os dados em painel permitem identificar certos parâmetros sem pressupostos restritos.

### 3.3. Variáveis

#### 3.3.1. Variável Dependente

O estudo utiliza uma variável binária como variável dependente, assumindo essa variável o valor um se a empresa encontrar numa situação de incumprimento e zero no caso de ser cumpridora.

Para classificar as empresas em incumpridoras ou cumpridoras seguiu-se o critério *ex-ante* anteriormente utilizado por Costa et al. (2022), Lisboa e Costa (2021), Lisboa et al. (2021) e Vouga (2021). O critério *ex-ante* permite prever a priori as dificuldades financeiras das empresas, pelo que ajuda os gestores, acionistas e investidores a tomarem decisões antecipadas que promovam a continuidade da empresa.

Uma empresa é considerada cumpridora quando, analisando os últimos 3 anos, forem observados individualmente em pelo menos num dos exercícios um dos seguintes rácios e obtida 50% de avaliação positiva no total das combinações possíveis de acordo com os critérios definidos pelo SIREVE, a saber:

- 1) Autonomia financeira superior a 5%;
- 2) EBITDA/ juros e gastos similares superior a 1,3;
- 3) Dívida financeira / EBITDA igual ou superior a 0 e inferior a 10.

Todas as empresas que não cumprem estes critérios são classificadas como incumpridoras.

#### 3.3.2. Variáveis Independentes

As variáveis independentes foram seleccionadas de acordo com a literatura revista apresentada na tabela 1.

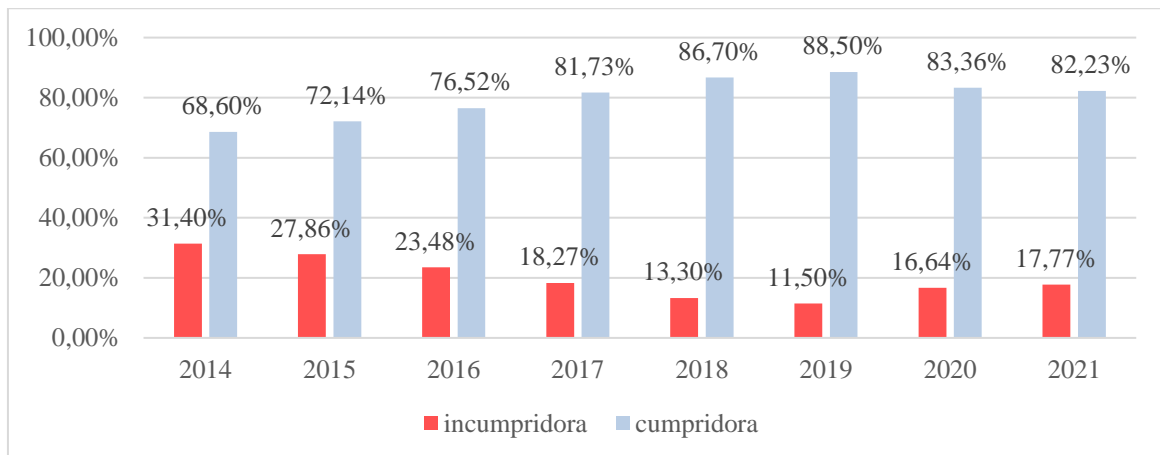
É de salientar que para definir a variável *pertence a uma rede*, foi definida uma variável dummy que assume o valor 1 se o hotel pertence a uma rede de hotéis e 0 caso contrário. Para a variável *região* foi considerada 1 se localizada na região Norte, 2 se localizada na região Centro, 3 se localizada na região de Lisboa e Vale do Tejo, 4 se localizada na região do Alentejo, 5 se localizada na região do Algarve, 6 se localizada na região da Madeira e 7 se localizada região dos Açores. Para definir a variável *turismo* foi inserida uma variável dummy que assume o valor 1 se a localização for num centro turístico (foram definidas como regiões turísticas Algarve, Lisboa, Porto, Madeira e Açores) e 0 caso oposto. Adicionalmente foi incluída uma variável que identifica se o hotel tem ou não restaurante, dado que a

classificação CAE faz essa distinção e poderá haver diferenças nos dois tipos de estabelecimentos. Deste modo foi considerada uma variável dummy que assume o valor 1 se o hotel possui restaurante e 0 caso contrário.

## 4. Apresentação e Discussão de resultados

### 4.1. Caracterização da Amostra

A figura seguinte evidencia a percentagem de hotéis incluídos na amostra distinguindo-os por situação de incumprimento e cumprimento.



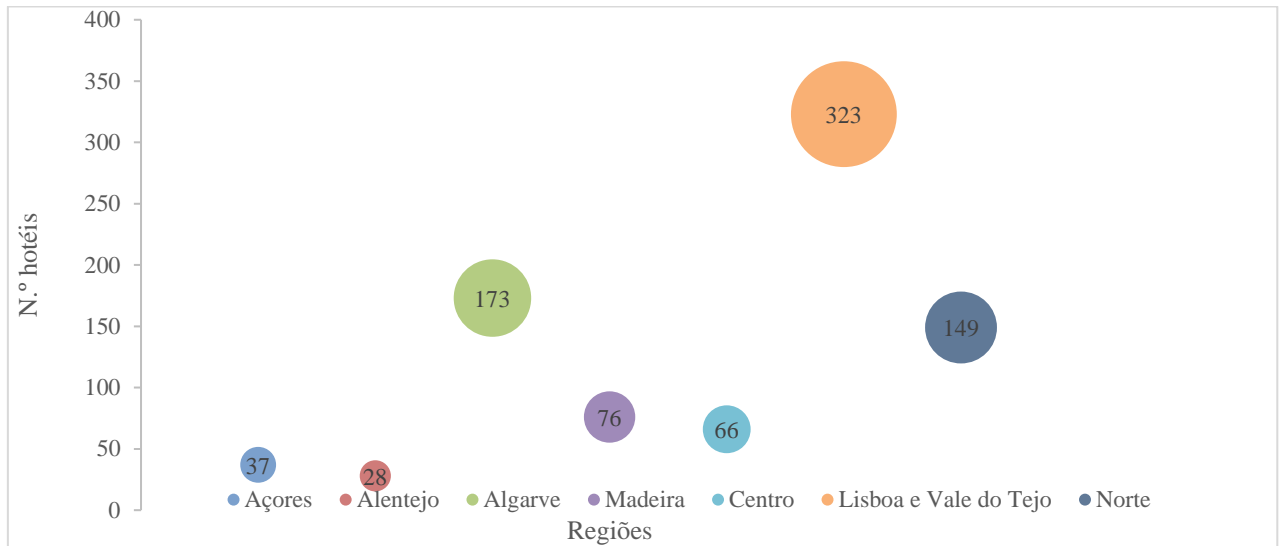
**Figura 1: Percentagem de empresas cumpridoras e incumpridoras por ano.**

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando a figura 1 é possível verificar que a percentagem de empresas cumpridoras da amostra é superior, em todos os anos, à percentagem de empresas incumpridoras. A percentagem de empresas incumpridoras diminuiu do ano 2014 até ao ano 2019, de 31,40% para 11,50%, respetivamente. Tal pode dever-se ao ambiente macroeconómico favorável que se registou em Portugal neste período, dado que, o crescimento do PIB que passou de 0,79% no ano 2014 para 4,83% em 2019 (Pordata, 2022d). Como referido anteriormente, Cathcart et al. (2020) argumentam que boas condições macroeconómicas, como o crescimento do PIB, contribuem para a diminuição do incumprimento das empresas. Também, o aumento da percentagem de empresas cumpridoras pode ser fundamentado pelo aumento dos rendimentos totais verificados neste setor. Em 2014 o setor apresentava rendimentos no valor (em milhares de euros) de 1.608.917 e no ano 2019 de 2.976.234 (Pordata, 2022c).

A percentagem de empresas incumpridoras atinge o seu mínimo em 2019 (11,50%), tendo aumentado após esse ano, o que poderá ser justificado pela situação económica difícil que se fez sentir no início de 2020 provocada pela pandemia Covid-19.

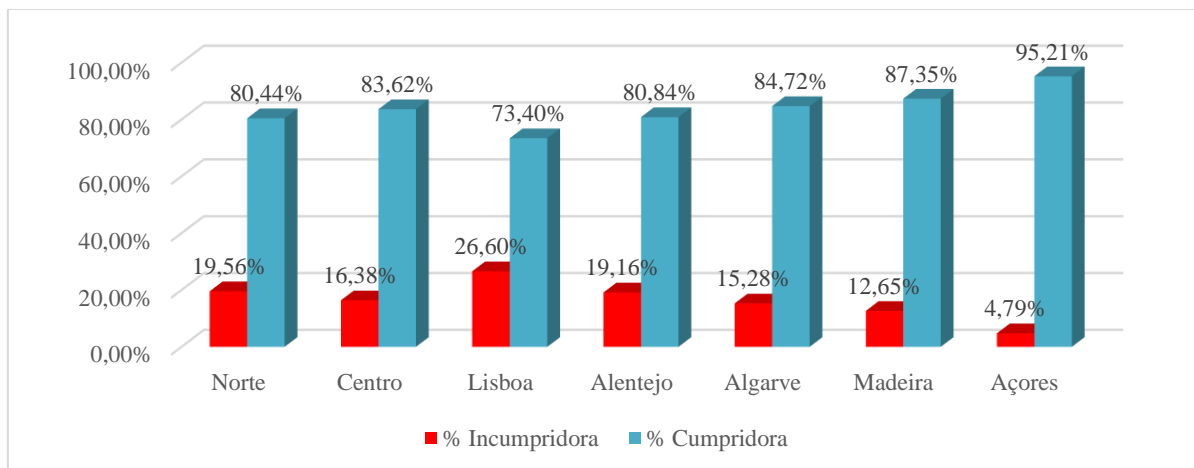
Analisando a distribuição da amostra por região, podemos verificar na figura 2 que existe um maior número de hotéis na região de Lisboa e Vale do Tejo, seguido da região do Algarve e posteriormente da região Norte.



**Figura 2: Total de empresas por região.**

Fonte: Elaborado pelo autor

Caracterizando as empresas incumpridoras e cumpridoras da amostra por região (figura 3) é possível concluir que a região de Lisboa e Vale do Tejo é a região com maior percentagem de empresas incumpridoras (26,60%), seguida da região Norte (19,56%), enquanto a região com menor percentagem de casos de incumprimento é a região dos Açores (4,79%).



**Figura 3: Percentagem de empresas incumpridoras e cumpridoras por região.**

Fonte: Elaborado pelo autor

Os valores acima referenciados podem estar relacionados pelo destino de preferência, pois de acordo com o Instituto Nacional de Estatística (2021), em 2021, a região dos Açores teve um crescimento de dormidas de mais 125,75% apesar de a taxa de ocupação-cama ser de apenas 37,9%. Mesmo com este aumento de dormidas, o mesmo relatório informa que, no ano 2021, em relação ao ano 2019, o setor de alojamento, no modo geral, registou diminuição de dormidas em todas as regiões, sendo mais acentuado em Lisboa (-56,50%).

Também, perante o total de empresas ilustradas na figura 2, nota-se que a região dos Açores é a segunda região com menos hotéis, logo com menor concorrência o que poderá justificar os menores níveis de incumprimento.

## 4.2. Estatísticas descritivas e correlação

Para selecionar as variáveis, da lista apresentada na tabela 1, que melhor explicam a probabilidade de incumprimento da amostra em estudo, foi aplicado o método *stepwise*, tal como Abidin et al. (2021), Costa et al. (2022) e Lisboa et al. (2021). O método *stepwise* consiste num algoritmo estatístico que avalia a significância do coeficiente de cada variável, para posteriormente incluir ou excluir a variável do modelo. A aplicação do modelo exige significância de variáveis à entrada de 5% e 10% à saída (Brito e Neto, 2008).

Após aplicação do método *stepwise* foram consideradas sete variáveis, como se apresenta na tabela 2. De destacar que do grupo de variáveis das características das empresas listadas na tabela 1, a liquidez e a dimensão não são relevantes para explicar o incumprimento da amostra em estudo.

**Tabela 2: Variáveis do Modelo**

<b>Grupo</b>	<b>Variável</b>	<b>Grupo</b>	<b>Variável</b>
<b>Cash-Flow</b>	X1 CFO/D	<b>Idade</b>	X5 LN Idade
<b>Rendibilidade</b>	X2 RR/AT	<b>Macroeconómica</b>	X6 Inflação
<b>Alavancagem</b>	X3 CP/AT	<b>Setor</b>	X7 Região
<b>Eficiência</b>	X4 GP /VN		

Fonte: Elaborado pelo autor

Em que: AT – Ativo total, CFO – Cash Flow Operacional, CP – Capital Próprio, D – Dívida, RR – Resultados Retidos, GP – Gasto Pessoal, VN – Volume de Negócio.

Tabela 3: Matriz de Correlações e VIF

	DInc	CFO/D	RL/AT	RR/AT	EBIT/AT	CP/AT	V/AT	GP/V	LN AT	LOG VN	LN Idade	PIB	Inflação	Região	Turismo	VIF
<b>DInc</b>	1,000															
<b>CFO/D</b>	-,259**	1,000														1,061
<b>RL/AT</b>	-,346**	,593**	1,000													27,317
<b>RR/AT</b>	-,457**	,300**	,500**	1,000												1,601
<b>EBIT/AT</b>	-,282**	,585**	,975**	,468**	1,000											26,529
<b>CP/AT</b>	-,533**	,354**	,312**	,527**	,253**	1,000										1,666
<b>VN/AT</b>	-,181**	,454**	,510**	,284**	,521**	,090**	1,000									2,429
<b>GP/VN</b>	,037*	-,302**	-,424**	-,153**	-,449**	,041**	-,141**	1,000								1,068
<b>LN AT</b>	,053**	-,095**	-,128**	-,085**	-,114**	,011	-,474**	-,032*	1,000							3,141
<b>LOG VN</b>	-,074**	,293**	,261**	,120**	,278**	,079**	,232**	-,178**	,576**	1,000						2,753
<b>LN Idade</b>	-,211**	,090**	,045**	,111**	,038**	,323**	-,055**	,147**	,257**	,162**	1,000					1,205
<b>PIB</b>	-,069**	,202**	,273**	,075**	,270**	,052**	,123**	-,150**	,024	,146**	0,017	1,000				1,924
<b>Inflação</b>	-,050**	,166**	,237**	,049**	,234**	,033**	,100**	-,140**	,013	,116**	0,008	,880**	1,000			1,639
<b>Região</b>	-,082**	,055**	,044**	0,021	,045**	,065**	,007	,012	,126**	,153**	,116**	,000	,001	1,000		1,764
<b>Turismo</b>	,015	,073**	,030*	,033**	,044**	,018	-,028*	-,087**	,191**	,220**	,089**	,000	,002	,710**	1,000	1,854

Fonte: Adaptado do SPSS

\*\*\*; \*\*. Correlação significativa a nível de 1% e 5%, respetivamente.

Em que: AT – Ativo total, CFO – *Cash Flow* Operacional, CP – Capital Próprio, D – Dívida, Dinc – Dummy que assume o valor 1 se a empresa está numa fase de incumprimento e zero caso contrário, EBIT – *Earnings Before Interest and Taxes* (Resultado Antes de Juros e Impostos), GP – gastos com o pessoal, Inflação – Taxa de inflação, PIB – Produto Interno Bruto, Região – variável que identifica a região onde se situam os hotéis, RL – Resultado Líquido, RR – Resultados Retidos, Turismo – variável dummy que assume o valor 1 se a região for turística e zero caso contrário, VN – Volume de Negócio.

Após a análise do método *stepwise* aplicou-se o teste Kolmogorov-Smirnov para verificar a normalidade das variáveis. Os resultados mostram que as variáveis não seguem distribuição normal.

A matriz de correlação de *Spearman*, apresentada na tabela 3, evidencia que todas as variáveis independentes, exceto a variável turismo, têm correlação significativa a nível de 1%, 5% ou 10% com a variável dependente, enfatizando que estas variáveis são relevantes para explicar a capacidade de incumprimento.

Constata-se que as variáveis RL/AT e EBIT/AT têm uma correlação positiva forte o que era expectável dado que pertencem ambas ao grupo de variáveis que mede a rentabilidade. No que concerne a correlação entre as variáveis independentes e o incumprimento das empresas, o sinal apresentado está em conformidade com o sugerido na revisão da literatura.

Adicionalmente foi aplicado o teste de *Variance Inflation Factor* (VIF) para identificar problemas de multicolinearidade. Os resultados mostram que existem variáveis, como RL/AT e EBIT/AT, com valor de VIF superior a 10.

O presente estudo segue o método de Pindado et al. (2008), onde refere que uma seleção simplificada (parcimoniosa) das variáveis proporciona um modelo mais estável em termos de magnitude, sinal e significado das variáveis. Assim sendo, procedeu-se a eliminação das variáveis com maior VIF, de modo conter apenas uma variável por cada grupo anteriormente identificado. A lista final de variáveis compreende CFO/D, RR/AT, CP/AT, GP/VN, LN Idade, Região e Inflação.

Uma vez que, segundo a figura 1, a percentagem de empresas incumpridoras altera após 2019, e de forma a perceber se existem diferenças significativas antes e após a pandemia, foi criada uma variável dummy em que  $D_0$  representa o período de 2014 a 2019 – antes de Covid-19 e  $D_1$  o período de 2020 a 2021. A diferença da mediana do incumprimento dos dois períodos foi confirmada através do teste de Mann-Whitney.

**Tabela 4: Comparação do incumprimento período 2014 a 2019 e período 2020 a 2021**

Teste Mann-Whitney	Variável Dummy Covid-19
Significância	0,019

Fonte: Adaptado de SPSS

Pela análise da tabela 4 conclui-se que os dois subperíodos analisados têm mediana efetivamente distinta, ou seja, a situação económica provocada pela pandemia Covid-19 causou influência no incumprimento das empresas hoteleiras portuguesas.

De acordo com Batalha et al. (2022), o setor do turismo e alojamento foi devastado pelas restrições impostas no início do ano 2020, na tentativa de controlar a propagação do vírus SAR-CoV-2. Tal levou ao acréscimo do cancelamento das reservas que, segundo os dados do Instituto Nacional de Estatística (2021), o segmento da hotelaria registou entre março e agosto de 2020 cancelamentos de reservas de 92% do total da capacidade oferecida. A hotelaria, em modo geral, registou menos 47,1% de hóspedes e menos 47,9% de dormidas em relação a 2019 (Instituto Nacional de Estatística, 2021). Neste contexto, Anguera-Torrell et al. (2021) referem que no início da pandemia (fevereiro a abril de 2020) já se sentia uma crise económica grave principalmente no setor do turismo devido a sua estrutura de custos, a elasticidade dos preços e a estrutura de rendimentos diferente.

A tabela 5 apresenta as estatísticas descritivas, nomeadamente a média, mediana, desvio padrão, mínimo e máximo das variáveis selecionadas tendo estas sido subdivididas nos dois grupos: incumpridora (I) e cumpridora (C). Recorreu-se ao teste não paramétrico de Mann-Whitney (MW) para verificar se as medianas de ambos os grupos são estatisticamente iguais.

**Tabela 5: Estatística Descritiva**

Grupo	Variável	Empresa	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	MW
Cash-flow	CFO/D	I	0,219	0,022	4,368	-40,837	86,065	0,000
		C	1,335	0,147	11,498	-161,872	191,244	
		<b>Total</b>	<b>1,559</b>	<b>0,104</b>	<b>11,860</b>	<b>-161,872</b>	<b>191,244</b>	-
Rendibilidade	RR/AT	I	-0,386	-0,207	0,683	-6,461	0,502	0,000
		C	0,093	0,078	0,315	-1,815	0,961	
		<b>Total</b>	<b>0,022</b>	<b>0,026</b>	<b>0,440</b>	<b>-6,461</b>	<b>0,061</b>	-
Alavancagem	CP/AT	I	0,036	0,026	0,291	-0,984	0,986	0,000
		C	0,455	0,438	0,231	-0,764	0,984	
		<b>Total</b>	<b>0,372</b>	<b>0,370</b>	<b>0,319</b>	<b>-0,984</b>	<b>1,000</b>	-
Eficiência	GP/VN	I	0,559	0,315	3,286	0,000	75,537	0,016
		C	0,605	0,300	13,426	0,000	774,375	
		<b>Total</b>	<b>0,648</b>	<b>0,299</b>	<b>13,013</b>	<b>0,000</b>	<b>744,375</b>	-
Idade	LN Idade	I	2,538	2,565	0,894	0,693	4,745	0,00
		C	2,993	3,091	0,734	0,693	4,644	
		<b>Total</b>	<b>2,674</b>	<b>2,833</b>	<b>0,999</b>	<b>0,000</b>	<b>4,796</b>	-
Setor	Região	I	3,186	3,000	1,468	1,000	7,000	0,000
		C	3,578	3,000	1,775	1,000	7,000	

		<b>Total</b>	<b>3,450</b>	<b>3,000</b>	<b>1,704</b>	<b>1,000</b>	<b>7,000</b>	-
Macroeconómica	Inflação	<b>Total</b>	<b>0,542</b>	<b>0,500</b>	<b>0,581</b>	<b>-0,300</b>	<b>1,400</b>	-

Fonte: Adaptado de SPSS

Em que: AT – Ativo total, CFO – Cash Flow Operacional, CP – Capital Próprio, C – Cumpridora, D – Dívida, GP – Gastos com o pessoal, I – Incumpridora, RR – Resultados Retidos, VN – Volume de Negócio

Constata-se que a variável do grupo de cash flow (CFO/D) é positiva em ambos os grupos, no entanto as empresas cumpridoras apresentam uma mediana (0,147) superior à das empresas incumpridoras (0,022). O resultado obtido prova que as empresas cumpridoras possuem mais capacidade em gerar fluxos de caixa que são essenciais para fazer face às suas obrigações, o que está em conformidade com Karas e Reznakova (2020) e Kim e Gu (2014).

A variável que mede a rendibilidade (RR/AT) apresenta mediana negativa para as empresas incumpridoras (RR/AT = -0,207) e positiva para as empresas cumpridoras (RR/AT = 0,078). O resultado evidencia que as empresas cumpridoras têm maior capacidade para gerar resultados e, conseqüentemente, reter mais resultados, o que contribui para a diminuição da probabilidade de incumprimento. De acordo com Shilpa e Amulya (2017), é importante que as empresas retenham parte dos lucros para financiarem operações e criarem oportunidades de crescimento.

Relativamente à alavancagem, medida pelo rácio de autonomia financeira (CP/AT), a mediana é superior para as empresas cumpridoras em comparação com o valor obtido para as empresas incumpridoras, o que mostra que empresas incumpridoras dependem mais de financiamento externo para financiarem os seus investimentos. Pacheco (2015) argumenta que as empresas cumpridoras tendem a utilizar mais o capital próprio para financiar os seus ativos.

Analisando o fator eficiência, mais precisamente o rácio GP/VN, verifica-se que as empresas incumpridoras têm mais gastos com o pessoal face ao volume de negócios do que as cumpridoras, isto é, para o mesmo volume de negócios suportam mais encargos com os seus colaboradores, o que sugere menor eficiência na gestão de gastos. Kim e Gu (2010) concluíram que a gestão dos gastos com pessoal é fulcral para sobrevivência das empresas do setor hoteleiro, sendo os gastos com pessoal a rubrica com mais peso nos gastos operacionais.

As empresas incumpridoras são mais novas do que as empresas cumpridoras, sugerindo que a experiência tem alguma significância no incumprimento das mesmas. Abidin et al. (2021)

argumentam que as empresas mais jovens têm menor probabilidade de sobrevivência uma vez que têm menos dinheiro disponível para suportar a sua atividade.

Quanto à região, embora a mediana seja similar para os dois grupos de empresas, o teste de Mann-Whitney indica que são estatisticamente distintas, indicando que a região influencia a probabilidade de incumprimento das empresas. De facto, na figura 2 verifica-se que as empresas incumpridoras estão mais presentes na Região de Lisboa e Vale do Tejo.

Relativamente ao indicador macroeconómico utilizado é importante referir que o aumento do índice do preço de consumidor (inflação) torna o ambiente instável e difícil para o crescimento de empresas ou mesmo criar valor para os acionistas.

### 4.3. Modelo

Para testar o modelo proposto será usado a regressão logística binária, com base em dados em painel empilhados. O modelo obtido é:

$$P = \left( 1 + \exp \left\{ - \left[ \beta_0 + \beta_1 \left( \frac{CFO_t}{D_t} \right) + \beta_2 \left( \frac{RR_t}{AT_t} \right) + \beta_3 \left( \frac{CP_t}{AT_t} \right) + \beta_4 \left( \frac{GP_t}{VN_t} \right) + B_5 (\text{Log } VN_t) + B_6 (\text{LN } Idade_t) + \beta_7 (\text{Inflação}_t) + \beta_8 (\text{Região}_t) \right] \right\} \right)^{-1} \quad [4]$$

Em que: AT – Ativo total, CFO – Cash Flow Operacional, CP – Capital Próprio, D – Dívida, GP – Gastos com o pessoal, RR – Resultados Retidos, VN – Volume de Negócios

Os resultados do modelo estão presentes na tabela 6.

**Tabela 6: Resultado do modelo Logit**

	Grupo	Variável	Sinal esperado	Coefficiente
		const		2,057***
<b>Características de Empresas</b>	Cash Flow	CFO/D	-	0,025***
	Rendibilidade	RR/AT	-	-2,501***
	Alavancagem	CP/AT	+/-	-7,021***
	Eficiência	GP/VN	+	-0,003*
	Dimensão	LOG VN	-	-0,138
	Idade	LN Idade	-/+	-0,306***
<b>Fatores Macroeconómicos</b>	-	Inflação	-/+	-0,199*
<b>Específicos do Setor Alojamento</b>	-	Região	-/+	-0,073*

Fonte: adaptado do Gretl

\*\*\*, \*\*, \*. Correlação significativa a nível de 1%, 5% e 10%, respetivamente.

Em que: AT – Ativo Total, CFO – Cash Flow Operacional, CP – Capital Próprio, D – Dívida, GP – Gastos com o Pessoal, RR – Resultados Retidos, VN – Volume de Negócios

Os resultados do modelo presentes na tabela 6 mostram que as variáveis selecionadas explicam o incumprimento das empresas hoteleiras e são significativas ao nível de 1%, 5% ou 10%, exceto a variável dimensão (Log VN).

Segundo os resultados obtidos, a variável CFO/D influencia positivamente a probabilidade de incumprimento, ou seja, à medida que os cash flows operacionais aumentam (em proporção da dívida), a probabilidade das empresas apresentarem dificuldades financeiras também aumenta. Este resultado é oposto ao esperado, mas suporta o estudo de Karas e Reznakova (2020), que utilizam um modelo híbrido (Cart e Logit) para estudar o incumprimento das PME industriais checas. Este resultado pode estar relacionado com a teoria da agência dado que quando existem muitos cash flows livres, os gestores podem assumir atitudes mais oportunistas, optando por decisões que permitam aumentar as suas vantagens pessoais em detrimento da criação de valor para a empresa, tal como sugerido por Brown et al. (2000), Jensen e Meckling (1976) e Yeh (2019).

A variável que mede a rendibilidade (RR/AT) apresenta sinal negativo, indicando que quando a rendibilidade aumenta, diminui o incumprimento das empresas hoteleiras. O resultado encontrado está em concordância com o esperado e os resultados de Altman e Sabato (2005), Beaver (1966), Brito e Neto (2008), Lisboa et al. (2021), Ohlson (1980), Zhang et al. (2020). Quando uma empresa não dispõe de resultados retidos é provável que venha a ter dificuldades financeiras, pois estes podem ser elemento essencial para conceção de estratégias que proporcionam o aumento de vendas. Assim sendo, de acordo com Gu (2002), a rendibilidade, no modo geral, mostra a capacidade de uma empresa para cobrir todos custos e proporcionar alguns retornos relativos às vendas ou investimentos. Também, enfatiza que empresas não rentáveis com perdas acumuladas são suscetíveis de terem um património líquido negativo e, por isso, maior probabilidade de entrarem em incumprimento. Quando a rendibilidade das empresas diminui, a possibilidade de não cumprir com as suas obrigações à data da maturidade aumenta, o que, por sua vez, tem um grande impacto no incumprimento ou mesmo uma eventual falência de uma empresa.

A variável CP/AT expressa a autonomia financeira, ou seja, quanto é que o investimento da empresa (ativo) é financiado por capitais próprios. Esta explica negativamente o risco de incumprimento o que significa que quanto maior a independência financeira da empresa, maior é a capacidade para cumprir com as suas obrigações, logo menor o risco de

incumprimento. O sinal encontrado está de acordo com o resultado de Pacheco (2015), que também estudou empresas hoteleiras portuguesas.

A eficiência, medida pela variável Gastos com o pessoal/AT, apresenta significância estatística, mas o sinal encontrado é inverso ao esperado e ao encontrado anteriormente na literatura como por exemplo Gémár et al. (2016) e Kim e Gu (2014). Os resultados sugerem que, para os hotéis portugueses, os colaboradores são indispensáveis para o seu sucesso, pois o seu conhecimento e competência, as relações colaborador/cliente, entre outros, são importantes para garantir a satisfação dos clientes e a sustentabilidade das empresas. A opinião de Sardo et al. (2018) valida este resultado quando conclui que, o capital humano é uma componente da capacidade intelectual com efeito importante no desempenho financeiro dos pequenos e médios hotéis portugueses.

Quanto à idade, o coeficiente negativo evidencia que quanto maior for a idade da empresa, maior a sua experiência, maior são os resultados retidos logo menor é o risco de incumprimento. Este resultado vai ao encontro dos resultados encontrados por Escribano-Navas e Gemar (2021), Nadarajah et al. (2021), Sardo et al. (2018) e Vouga (2021). De acordo com Sardo et al. (2018), a idade pode ser considerada um indicador de reputação da empresa e quando as partes interessadas reconhecem a reputação é mais fácil de aumentar a rendibilidade. Na opinião de Lisboa et al. (2021), ao estudarem empresas familiares, as empresas mais jovens têm menos experiência, menos resiliência, pelo que são mais propensas ao incumprimento.

A inflação apresenta um sinal negativo, o que indica que o incumprimento diminui com o aumento da taxa de inflação. Este resultado difere da análise de Tinoco e Wilson (2013), na qual indicam que o aumento da taxa de inflação conduz a um ambiente económico fraco, ao aumento de crises bancárias e conseqüentemente, ao aumento do incumprimento visto que as empresas estão dependentes do financiamento bancário. Porém, o resultado proposto suporta os resultados do estudo de Costa et al. (2022). Com o aumento da inflação, ocorre a subida de preços e a diminuição do consumo geral. Contudo, após o aumento da inflação os preços tendem a não voltar a baixar. Como exemplo deste fenómeno existem os dados de *TravelBI by Turismo de Portugal - RevPAR* (2022) que mostram que os preços dos quartos aumentaram com a inflação de 2015 a 2018 (41,57 euros a 56,74 euros), mas mesmo quando existiu deflação em 2019, os preços não diminuíram, aumentando para 58,18 euros.

A variável região também é relevante para explicar o risco de incumprimento do setor hoteleiro português. Os resultados sugerem que a região onde as empresas se situam causa impacto no incumprimento das empresas dado que, nem todas as regiões possuem infraestrutura que permitem o desenvolvimento da indústria do turismo.

A tabela 7 mostra a percentagem de sucesso do modelo estimado, assim como os erros do tipo I e do tipo II.

**Tabela 7: Taxa de sucesso do modelo Logit binários**

<b>Previsão do Modelo</b>				
	<b>Cumpridoras</b>	<b>Incumpridoras</b>	<b>Total</b>	<b>Percentagem de Acertos</b>
Cumpridora	2124	55	2179	97,48%
Incumpridora	188	348	536	64,93%
<b>Total</b>	<b>2312</b>	<b>403</b>	<b>2715</b>	<b>91,05%</b>
<b>Erro I</b>				<b>35,07%</b>
<b>Erro II</b>				<b>2,52%</b>

Fonte: Adaptado do Gretl

O modelo Logit estimado apresenta a taxa de sucesso de 91,05%. Na literatura financeira os modelos estatísticos originais apresentam a taxa de sucesso superior ao encontrado, como é o caso do Z-score de Altman (1968) que tem a taxa de sucesso de 95,00%, o modelo Logit de Ohlson (1980) com a taxa de sucesso de 96,12% e o modelo Probit de Zmijewki (1984) com a taxa de sucesso de 99,50%. Quando comparada a taxa de sucesso do presente estudo com os estudos que analisam o setor hoteleiro, o modelo proposto apresenta a taxa de sucesso superior aos modelos de Pacheco (2015), 63% e 69,70%, Kim e Gu (2010), 91,00% e 84,00% um e dois anos antes da falência, respetivamente, mas inferior aos modelos de Fernández-Gámez et al. (2016), 97,30% e 94,31% a um e dois anos, mas superior a três anos 90,30%.

Após a estimação do modelo, podemos perceber que a previsão de empresas cumpridoras é superior à das empresas incumpridoras, ou seja, o modelo apresenta uma percentagem de erros do tipo II (2,52%) menor que do tipo I (35,07%). De acordo com Tinoco e Wilson (2013), o custo dos erros do tipo I é mais dispendioso do que os erros do tipo II, ou seja, o custo da empresa ser considerada como tendo dificuldades financeiras quando na realidade está saudável é menor do que a classificação de uma empresa em cumpridora quando na verdade apresenta dificuldades financeiras.

#### 4.4. Teste à Robustez

A fim de verificar se a pandemia Covid-19 tem impacto na relevância dos determinantes que explicam o risco de incumprimento das empresas hoteleiras portuguesas foi feita uma análise à robustez dos resultados anteriormente apresentados. A amostra foi subdividida em dois períodos, subamostras, antes da pandemia Covid-19, mais precisamente entre os anos 2014 a 2019, e o período da pandemia Covid-19, anos 2020 a 2021. A escolha dos anos deve-se ao facto do estado português ter imposto as primeiras restrições nas fronteiras em março de 2020, data em que também foi declarada a Covid-19 como uma pandemia pela Organização Mundial de Saúde (OMS).

O modelo Logit proposto anteriormente foi então estimado para as duas subamostras. Os resultados estão patentes na tabela seguinte.

**Tabela 8: Resultado modelo Logit período 2014 a 2019 e período 2020 a 2021**

	Grupo	Variável	Período total	2014 a 2019	2020 a 2021
		Const	2,057***	3,168***	-1,999
<b>Características de Empresas</b>	CashFlow	CFO/D	0,025***	0,021**	0,068**
	Rendibilidade	RR/AT	-2,501***	-2,496***	-2,628***
	Alavancagem	CP/AT	-7,021***	-6,445***	-10,219***
	Eficiência	GP/VN	-0,003*	-0,006***	0,107
	Dimensão	LOG VN	-0,138	-0,349**	0,663*
	Idade	LN Idade	-0306***	-0,225**	-0,574***
<b>Fator Macroeconómico</b>		Inflação	-0,199*	-0,351**	0,185
<b>Fator de Mercado</b>		Região	-0,073*	-0,052	-0,164*

Fonte: Adaptado de Gretl

\*\*\*, \*\*, \*. Correlação significativa a nível de 1%, 5% e 10%, respetivamente

Em que: AT – Ativo total, CFO – Cash Flow Operacional, CP – Capital Próprio, D – Dívida, GP – Gastos com o pessoal, RR – Resultados Retidos, VN – Volume de Negócios

De acordo com o exposto acima, os resultados obtidos evidenciam que o efeito da pandemia Covid-19 teve impacto nas variáveis que explicam a probabilidade de incumprimento das empresas hoteleiras portuguesas.

No período antes da Covid-19 (anos 2014 a 2019), os resultados obtidos são similares aos encontrados para a amostra total. Destaca-se a variável que mede a dimensão (Log VN), na qual passa a ser significativa ao nível de 5%, o que sugere que as empresas de maior dimensão são as que apresentam menor probabilidade de incumprimento. Escribano-Navas e Gemar (2021) argumentam que os gestores de hotéis devem preocupar-se com a dimensão mínima (VN) necessária para assegurar operações eficientes, pois abaixo desta dimensão, o

risco de entrar em incumprimento é constante. Em contrapartida, a variável Região deixa de ter significância estatística, sugerindo que a localização dos hotéis não tem grande impacto na probabilidade de estes entrarem em incumprimento.

No período da Covid-19 (anos 2020 a 2021) podemos perceber que algumas variáveis deixam de ser relevantes, como GP/VN e inflação e a variável dimensão tem o impacto contrário ao evidenciado no período anterior. No ano de 2020 existiram várias empresas a funcionar em Lay-off (redução temporária dos períodos normais de trabalho ou suspensão dos contratos de trabalho efetuada por iniciativa das empresas, durante um determinado tempo, devido a motivos de mercado, estruturais ou tecnológicos e catástrofes ou outras ocorrências que tenham afetado gravemente a atividade (Segurança Social, 2022)). Devido ao não funcionamento dos hotéis, os trabalhos temporários ou contratos a termo não foram renovados. A variável Log VN passa a ser significativa a nível de 1%, mas com sinal contrário ao esperado e evidenciado no período anterior. Este resultado sugere que empresas de maior dimensão têm maior probabilidade de incumprimento por terem, normalmente, estruturas de gastos mais rígidas, maiores problemas de assimetria de informação e mais dificuldades em adaptar o seu modelo de negócio rapidamente, o que pode acarretar algumas dificuldades.

Quanto à taxa de sucesso dos modelos, podemos verificar que a capacidade de precisão é maior no período 2020 a 2021 (91,22%) do que o período 2014 a 2019 (90,64%), sendo o erro tipo I (segundo Tinoco e Wilson, 2013, o mais dispendioso) menor no modelo do período 2020 a 2021 (26,67% vs 37,64%) (tabela 9).

**Tabela 9: Taxa de sucesso de modelos período 2014 a 2019 e 2020 a 2021**

Previsão do Modelo 2014 a 2019					Previsão do Modelo 2020 a 2021			
	Cumpridoras	Incumpridoras	Total	% Acertos	Cumpridoras	Incumpridoras	Total	% Acertos
Cumpridora	1582	37	1619	97,71%	535	25	560	95,54%
Incumpridora	152	249	401	62,09%	36	99	135	73,33%
<b>Total</b>	<b>1734</b>	<b>286</b>	<b>2020</b>	<b>90,64%</b>	<b>571</b>	<b>124</b>	<b>695</b>	<b>91,22%</b>
Erro I				37,91%				26,67%
Erro II				2,29%				4,46%

Fonte: Adaptado do Gretl

## 5. Conclusão

O tema do risco de incumprimento não é recente, porém continua a ser investigado por não existir consenso sobre quais os fatores que explicam as empresas entrarem em incumprimento. Assim, a compreensão desta temática revela-se de extrema importância, principalmente para entidades credoras, acionistas e gestores de modo que exerçam as suas decisões de investimento de forma mais adequada com a finalidade de evitarem situações financeiras difíceis.

O presente trabalho tem como principal objetivo analisar os principais determinantes que explicam o risco de incumprimento do setor hoteleiro português, no período compreendido entre 2014 e 2021, através do modelo de regressão Logística.

Analisar este setor de atividade apresenta-se pertinente não só pela sua relevância em termos de número de trabalhadores e contribuição para o VAB, mas também devido ao efeito que a pandemia Covid-19 teve neste setor, levando a dificuldades financeiras de diversos hotéis.

As empresas foram classificadas em cumpridoras ou incumpridoras utilizando o critério *ex-ante* com base no SIREVE. Usar a classificação *ex-ante* permite que seja possível identificar sinais de dificuldades financeiras antecipadamente para tentar evitar uma situação eminente de falência.

Seguidamente, foi aplicado o método *stepwise* ao conjunto de variáveis recolhidas com base na literatura sobre o tema, e utilizada a matriz de correlações e o teste VIF de forma a identificar as variáveis que melhor explicam o risco de incumprimento da indústria hoteleira portuguesa. As variáveis do grupo do cash-flow, rentabilidade, alavancagem, eficiência e idade, bem como a inflação e a região onde a empresa se localiza são importantes para explicar o incumprimento das empresas.

Da aplicação do critério *ex-ante*, os resultados indicam que ao longo do período em análise, o número de empresas cumpridoras é superior ao das empresas incumpridoras, sendo que a percentagem de empresas cumpridoras é crescente entre o período de 2014 a 2019, a par da recuperação económica do país, após a crise internacional de 2007/2008. Contudo, nos anos de 2020 e 2021 a percentagem de empresas cumpridoras decresce, o que pode ser explicado pelo efeito nefasto que a pandemia da Covid-19 teve neste setor. De facto, a mediana da

variável dummy-Covid19 é significativamente distinta entre os períodos, de 2014 a 2019 e de 2020 a 2021, o que demonstra o impacto da Covid-19 no incumprimento das empresas do setor hoteleiro. Para perceber se as medianas são diferentes, foi aplicado o teste de Mann-Whitney, no qual o resultado mostra a distinção das medianas.

O modelo de regressão logística foi aplicado numa amostra de dados em painel tendo sido obtida uma taxa de sucesso do modelo obtido de 91,05%. Os resultados comprovam que as empresas com menos cash flows, mais rentáveis, com maior autonomia financeira, mais eficientes ao nível de gastos com o pessoal e mais velhas têm menor probabilidade de apresentar risco de incumprimento. Quanto menor os cash flows livres, menor o oportunismo dos gestores para investir em investimentos que não contribuam para a maximização do valor da empresa. A rendibilidade e a independência financeira permitem a empresa cumprir os seus compromissos na sua data de maturidade. Quanto à eficiência operacional e à idade conferem à empresa maior reputação o que poderá aumentar a sua atividade, lucros e valor. Também a inflação se evidencia como relevante, sendo que contribui para diminuir o incumprimento, pois o preço aumenta com a inflação, mas não volta a diminuir com a deflação. A variável região é ainda relevante para explicar a probabilidade de incumprimento o que sugere que a localização dos hotéis tem impacto no cumprimento das dívidas dos hotéis na sua data de maturidade.

Adicionalmente foi efetuado um teste à robustez dos resultados, o impacto da pandemia provocada pelo Covid-19. Os resultados evidenciam que a Covid-19 causou impacto na probabilidade de incumprimento dos hotéis portugueses, pois, por exemplo, existem variáveis que perdem poder explicativo para justificar o incumprimento durante os anos de pandemia, como é o caso de GP/VN e Inflação. Também, a taxa de sucesso dos modelos é diferente nos dois períodos, sendo de 90,64% em 2014 a 2019 e ligeiramente superior no período 2020 a 2021, 91,22%.

O presente trabalho apresenta várias contribuições para a literatura. A amostra incide sobre um setor relevante para a generalidade das economias, quer ao nível do turismo, quer para a criação de riqueza e emprego. Este setor tem sido pouco explorado no âmbito da temática de risco de incumprimento, pelo que este trabalho permite incrementar o debate na área. O presente estudo difere de outras análises aplicadas na indústria hoteleira em Portugal como exemplo Pacheco (2015) pelo fato de usar o critério *ex-ante*, em vez do critério *ex-post*, bem como o critério da seleção da amostra, dado que não nos focamos no turismo, mas mais

concretamente no setor hoteleiro, que é mais homogéneo em termos de atividade. Adicionalmente, o modelo proposto apresenta, para além de variáveis de características das empresas, variáveis específicas do setor e variáveis macroeconómicas, o que levou a ter maior precisão do que outros antes apresentados.

O estudo apresenta resultados interessantes como o coeficiente positivo dos cash flows para explicar o risco de incumprimento o que sugere a presença de oportunismo dos gestores quando existem muitos cash flows livres neste setor. Também, a inflação contribui para diminuir o risco de incumprimento, pois, como referido, os preços das dormidas não tendem a decrescer com a deflação. É ainda analisado o impacto da pandemia provocada pelo COVID-19, sendo que os resultados mostram o impacto da mesma, quer na classificação de empresas incumpridoras, quer nos fatores que explicam a probabilidade de incumprimento, acrescentando assim valor à literatura sobre o tema do risco de incumprimento.

Os resultados do estudo poderão ser úteis para os gestores e acionistas, pela identificação dos fatores que melhor traduzem a saúde financeira das empresas. Assim, os resultados podem ser vistos como uma ferramenta para tomada de decisão de modo a prever o incumprimento e evitar falência. Para os credores, o modelo proposto apresenta relevância, pois possibilita averiguar a potencialidade da empresa para cumprir com os compromissos, permitindo perceber a exposição do capital a risco de incumprimento.

Incindo a amostra empresas de setor do turismo, os resultados apresentados também são relevantes para o Governo, pois relativamente a este setor de atividade, Portugal tem vindo a ganhar destaque na União Europeia. O Governo português pode perceber através deste estudo que a região onde os hotéis se localizam, causa impacto no incumprimento das empresas, podendo assim implementar políticas estratégicas e/ou criar infraestruturas de modo a desenvolver melhor o turismo e ajudar as empresas a serem mais rentáveis para evitarem situações de incumprimento.

Os objetivos do presente estudo foram cumpridos. Porém, como qualquer estudo não está isento de limitações. Foram incorporadas diversas variáveis representantes de características das empresas, fatores macroeconómicos e específicas do setor. Porém, poderiam ter sido ainda incorporadas variáveis de governação, como por exemplo, o género, uma vez que a diversidade de género no conselho de administração pode ter efeito na tomada de decisão, o que por sua vez pode causar impacto no risco de incumprimento. Também o arrendamento

operacional é um fator que tem vindo a crescer neste setor e poderia ser interessante medir este efeito no incumprimento.

Os resultados encontrados são específicos da indústria hoteleira portuguesa, pelo que sugere, em estudos futuros, seja aplicado este modelo a outras amostras. Finalmente, e devido à forte influência de fatores macroeconómicos na sustentabilidade do setor hoteleiro, poderá ser interessante a inclusão de outras variáveis macroeconómicas para validar o seu impacto.

## Referências Bibliográficas

- Abidin, Z. J., Abdullah, N. A. H., & Khaw, K. L.-H. (2020). Predicting SMEs failure: Logistic regression vs artificial neural network models. *Capital Markets Review*, 28(2), 29–41. [https://www.mfa.com.my/cmrv/v28\\_i2\\_a3/](https://www.mfa.com.my/cmrv/v28_i2_a3/)
- Abidin, Z. J., Abdullah, N. A. H., & Khaw, K. L.-H. (2021). Bankruptcy prediction: SMES in the hospitality industry. *International Journal of Banking and Finance*, 16(2), 51–80. <https://doi.org/10.32890/ijbf2021.16.2.3>
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164–184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-Score model. *Journal of International Financial Management and Accounting*, 28(2), 131–171. <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2005). Effects of the new basel capital accord on bank capital requirements for SMEs. *Journal of Financial Services Research*, 28(1/2/3), 15–42. <https://doi.org/10.1007/s10693-005-4355-5>
- Anguera-Torrell, O., Aznar-Alarcón, J. P., & Vives-Perez, J. (2021). COVID-19: Hotel industry response to the pandemic evolution and to the public sector economic measures. *Tourism Recreation Research*, 46(2), 148–157. <https://doi.org/10.1080/02508281.2020.1826225>
- Aziz, A. M., & Dar, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: Whither do we stand? *Loughborough University's Institutional Repository*, 4(1), 1–52. <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.5/>
- Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405–417. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006>
- Batalha, M., Gonçalves, D., Peralta, S., & Santos, J. P. dos. (2022). The virus that devastated tourism: The impact of covid-19 on the housing market. *Regional Science and Urban Economics*, 95, 103–774. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2022.103774>

- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <http://www.jstor.org/stable/2490171>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *2001 Kluwer Academic Publishers. Manufactured in The Netherlands*, 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brito, A. S. G., & Neto, A. A. (2008). Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista Contabilidade & Finanças*, 19, 18–29. <https://doi.org/10.1590/S1519-70772008000100003>
- Brown, J. R., Dev, C. S., & Lee, D.-J. (2000). Managing marketing channel opportunism: The efficacy of alternative governance mechanisms. *Journal of Marketing*, 64, 51–65. <https://doi.org/https://doi.org/10.1509/jmkg.64.2.51.17995>
- Campbell, J. Y., Hilscher, J., & Szilagyi, J. (2008). In search of distress risk. *Journal of Finance*, 63(6), 2899–2939. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01416.x>
- Cathcart, L., Dufour, A., Rossi, L., & Varotto, S. (2020). The differential impact of leverage on the default risk of small and large firms. *Journal of Corporate Finance*, 60, 101–541. <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2019.101541>
- Chen, K., Guo, W., Kang, Y., & Wang, J. (2022). Does the deleveraging policy increase the risk of corporate debt default: Evidence from China. *Emerging Markets Finance and Trade*, 58(3), 601–613. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2020.1809376>
- Chen, M. Y. (2011). Bankruptcy prediction in firms with statistical and intelligent techniques and a comparison of evolutionary computation approaches. *Computers and Mathematics with Applications*, 62(12), 4514–4524. <https://doi.org/10.1016/j.camwa.2011.10.030>
- Ciampi, F. (2015). Corporate governance characteristics and default prediction modeling for small enterprises. An empirical analysis of Italian firms. *Journal of Business Research*, 68(5), 1012–1025. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.10.003>
- Costa, M., Lisboa, I., & Gameiro, A. (2022). Is the financial report quality important in the default prediction? SME portuguese construction sector evidence. *Risks*, 10(5), 1–24. <https://doi.org/10.3390/risks10050098>
- Crespí-Cladera, R., Martín-Oliver, A., & Pascual-Fuster, B. (2021). Financial distress in the hospitality industry during the Covid-19 disaster. *Tourism Management*, 85, 104–301. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104301>
- Dahlstrom, R., Haugland, S. A., Nygaard, A., & Rokkan, A. I. (2009). Governance structures in the hotel industry. *Journal of Business Research*, 62(8), 841–847. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2007.07.033>

- Du, X., Li, W., Ruan, S., & Li, L. (2020). CUS-heterogeneous ensemble-based financial distress prediction for imbalanced dataset with ensemble feature selection. *Applied Soft Computing Journal*, 97, 106–758. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106758>
- Duffie, D., Saita, L., & Wang, K. (2007). Multi-period corporate default prediction with stochastic covariates. *Journal of Financial Economics*, 83(3), 635–665. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2005.10.011>
- Dzik-Walczak, A., & Heba, M. (2021). An implementation of ensemble methods, logistic regression, and neural network for default prediction in peer-to-peer lending. *Zbornik Radova Ekonomskog Fakultet Au Rijeci*, 39(1), 163–197. <https://doi.org/10.18045/zbefri.2021.1.163>
- Escribano-Navas, M., & Gemar, G. (2021). Gender and bankruptcy: A hotel survival econometric analysis. *Sustainability*, 13(12), 67–82. <https://doi.org/10.3390/su13126782>
- Fernández-Gámez, M. Á., Cisneros-Ruiz, A. J., & Callejón-Gil, Á. (2016). Applying a probabilistic neural network to hotel bankruptcy prediction. *Tourism & Management Studies*, 12(1), 40–52. <https://doi.org/10.18089/tms.2016.12104>
- García, A. del C., & Miguélez, S. M. F. (2021). Predictive potential of the global bankruptcy models in the tourism industry. *Tourism and Management Studies*, 17(4), 23–31. <https://doi.org/10.18089/TMS.2021.170402>
- Gémar, G., Moniche, L., & Morales, A. J. (2016). Survival analysis of the spanish hotel industry. *Tourism Management*, 54, 428–438. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2015.12.012>
- Gottardo, P., & Moisello, A. M. (2017). Family firms, risk-taking and financial distress. *Problems and Perspectives in Management*, 15(2), 168–177. [https://doi.org/10.21511/ppm.15\(2-1\).2017.01](https://doi.org/10.21511/ppm.15(2-1).2017.01)
- Gregor, A., & Kaplan, S. N. (1997). How costly is financial (not economic) distress? Evidence from highly leveraged transactions that became distressed. In *National Bureau of Economic Research*. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00062>
- Gu, Z. (2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *Hospitality Management*, 21, 25–42. [https://doi.org/10.1016/S0278-4319\(01\)00013-5](https://doi.org/10.1016/S0278-4319(01)00013-5)
- Habib, A., Costa, M. D., Huang, H. J., Bhuiyan, M. B. U., & Sun, L. (2020). Determinants and consequences of financial distress: Review of the empirical literature. *Accounting and Finance*, 60(S1), 1023–1075. <https://doi.org/10.1111/acfi.12400>
- Instituto Nacional de Estatística. (2021). Estatísticas do turismo - 2021. *Instituto Nacional de Estatística*, 1–71. <https://www.ine.pt/xurl/pub/22122921>

- Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3, 305–360. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-405X\(76\)90026-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-405X(76)90026-X)
- Jones, S., Johnstone, D., & Wilson, R. (2017). Predicting corporate bankruptcy: An evaluation of alternative statistical frameworks. *Journal of Business Finance and Accounting*, 44(1–2), 3–34. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12218>
- Karas, M., & Reznakova, M. (2020). Cash flows indicators in the prediction of financial distress. *Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics*, 31(5), 525–535. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.5755/j01.ee.31.5.25202>
- Kim, H., & Gu, Z. (2010). A logistic regression analysis for predicting bankruptcy in the hospitality industry. *Journal of Hospitality Financial Management*, 14(1), 17–34. <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/10913211.2006.10653812>
- Kim, S. Y., & Upneja, A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision tree and AdaBoosted decision tree models. *Economic Modelling*, 36, 354–362. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.10.005>
- Kuběnka, M., & Myšková, R. (2019). Obvious and hidden features of corporate default in bankruptcy models. *Journal of Business Economics and Management*, 20(2), 368–383. <https://doi.org/10.3846/jbem.2019.9612>
- Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques - A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1–28. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043>
- Lacher, R. C., Coats, P. K., Sharma, S. C., & Fant, L. F. (1995). A neural network for classifying the financial health of a firm. *European Journal of Operational Research*, 85(1), 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(93\)E0274-2](https://doi.org/10.1016/0377-2217(93)E0274-2)
- Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J., & Chen, I. F. (2002). Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 245–254. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(02\)00044-1](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00044-1)
- Li, H., Sun, J., & Wu, J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods. *Expert Systems with Applications*, 37(8), 5895–5904. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.02.016>
- Lin, F., Yeh, C. C., & Lee, M. Y. (2011). The use of hybrid manifold learning and support vector machines in the prediction of business failure. *Knowledge-Based Systems*, 24(1), 95–101. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2010.07.009>
- Liou, D.-K., & Smith, M. (2007). Macroeconomic variables and financial distress. *Journal of Accounting-Business & Management*, 14, 17–31. <http://journal.stie-mce.ac.id/index.php/jabminternational/article/view/292>

- Lisboa, I., & Costa, M. (2021). International effect on family SME financial distress prediction. In A. Moreira (Ed.), *Cases on internationalization challenges for SMEs* (pp. 175–214). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-4387-0.ch009>
- Lisboa, I., Costa, M., & Santos, F. (2021). Analysis of family smes default risk: The portuguese case. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 15(4), 76–92. <https://doi.org/10.14453/aabfj.v15i4.5>
- Malakauskas, A., & Lakstutiene, A. (2021). Financial distress prediction for small and medium enterprises using machine learning techniques. *Engineering Economics*, 32(1), 4–14. <https://doi.org/10.5755/j01.ee.32.1.27382>
- Nadarajah, S., Duong, H. N., Ali, S., Liu, B., & Huang, A. (2021). Stock liquidity and default risk around the world. *Journal of Financial Markets*, 55, 100–597. <https://doi.org/10.1016/j.finmar.2020.100597>
- Nagar, N., & Sen, K. (2016). Earnings management strategies during financial distress. *Indian Institute of Management Ahmedabad*, 17, 52–79. <http://hdl.handle.net/11718/20282>
- Nicolau, J. L. (2005). Leveraging profit from the fixed-variable cost ratio: The case of new hotels in Spain. *Tourism Management*, 26(1), 105–111. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2003.08.020>
- Ninh, B. P. V., Thanh, T. Do, & Hong, D. V. (2018). Financial distress and bankruptcy prediction: An appropriate model for listed firms in Vietnam. *Economic Systems*, 42(4), 616–624. <https://doi.org/10.1016/j.ecosys.2018.05.002>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Pacheco, L. (2015). SMEs probability of default: The case of the hospitality sector. *Tourism & Management Studies*, 11(1), 153–159. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=388743883019>
- Pelaez-Verdet, A., & Loscertales-Sanchez, P. (2021). Key ratios for long-term prediction of hotel financial distress and corporate default: Survival analysis for an economic stagnation. *Sustainability (Switzerland)*, 13(3), 1–17. <https://doi.org/10.3390/su13031473>
- Pindado, J., Rodrigues, L., & de la Torre, C. (2008). Estimating financial distress likelihood. *Journal of Business Research*, 61(9), 995–1003. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2007.10.006>
- PORDATA. (2022a). *Pessoal ao serviço nas empresas: Total e por sector de atividade económica*. <https://www.pordata.pt/portugal/pessoal+ao+servi%c3%a7o+nas+empresas+total+e+por+sector+de+atividade+econ%c3%b3mica-2895>

- PORDATA. (2022b). *Proveitos totais dos alojamentos turísticos: Total e por tipo de estabelecimento*.  
<https://www.pordata.pt/portugal/proveitos+totais+dos+alojamentos+tur%3%adsticos+total+e+por+tipo+de+estabelecimento-2584>
- PORDATA. (2022c). *Taxa de crescimento real do PIB*.  
<https://www.pordata.pt/portugal/taxa+de+crescimento+real+do+pib-2298>
- PORDATA. (2022d). *Taxa de mortalidade das empresas: Total e por setor de atividade económica*.  
<https://www.pordata.pt/portugal/taxa+de+mortalidade+das+empresas+total+e+por+sector+de+atividade+econ%3%b3mica-2888>
- PORDATA. (2022e). *Valor acrescentado bruto: total e por ramo de atividade (base=2016)*.  
[https://www.pordata.pt/portugal/valor+acrescentado+bruto+total+e+por+ramo+de+atividade+\(base+2016\)-2293](https://www.pordata.pt/portugal/valor+acrescentado+bruto+total+e+por+ramo+de+atividade+(base+2016)-2293)
- Rosner, R. L. (2003). Earnings manipulation in failing firms. *Contemporary Accounting Research*, 20(2), 361–408. <https://doi.org/10.1506/8EVN-9KRB-3AE4-EE81>
- Sardo, F., Serrasqueiro, Z., & Alves, H. (2018). On the relationship between intellectual capital and financial performance: A panel data analysis on SME hotels. *International Journal of Hospitality Management*, 75, 67–74.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.03.001>
- Sayari, N., & Mugan, C. S. (2017). Industry specific financial distress modeling. *BRQ Business Research Quarterly*, 20(1), 45–62. <https://doi.org/10.1016/j.brq.2016.03.003>
- Sayidah, N., & Assagaf, A. (2020). Assessing variables affecting the financial distress of state-owned enterprises in Indonesia (Empirical study in non-financial sector). *Business: Theory and Practice*, 21(2), 545–554.  
<https://doi.org/10.3846/btp.2020.11947>
- Segurança social. (2022). *Layoff*. <https://www.seg-social.pt/layoff>
- Serrasqueiro, Z., & Nunes, P. M. (2014). Financing behaviour of portuguese SMEs in hotel industry. *International Journal of Hospitality Management*, 43, 98–107.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2014.09.001>
- Shilpa, N. C., & Amulya, M. (2017). Corporate financial distress: Analysis of indian automobile industry. *SDMIMD Journal of Management*, 8(1), 85–93.  
<https://doi.org/10.18311/sdmimd/2017/15726>
- Singh, A. (2019). Predicting the likelihood of lodging CMBS loan default. *Cornell Hospitality Quarterly*, 60(1), 52–68. <https://doi.org/10.1177/1938965518777222>

- Singh, A., & Upneja, A. (2008). The determinants of the decision to use financial derivatives in the lodging industry. *Journal of Hospitality and Tourism Research*, 32(4), 423–447. <https://doi.org/10.1177/1096348008321364>
- Sun, J., Li, H., Huang, Q., & He, K. (2014). Knowledge-based systems predicting financial distress and corporate failure : A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41–56. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.12.006>
- Tam, K. Y. (1991). Neural network models and the prediction of bank bankruptcy. *OMEGA*, 19(5), 429–445. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(91\)90060-7](https://doi.org/10.1016/0305-0483(91)90060-7)
- Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1992). Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions. *Management Science*, 38(7), 926–947. <https://doi.org/10.1287/mnsc.38.7.926>
- Tinoco, M. H., Holmes, P., & Wilson, N. (2018). Polytomous response financial distress models: The role of accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 59, 276–289. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.03.017>
- Tinoco, M. H., & Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394–419. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2013.02.013>
- Turismo de Portugal. (2022). *TravelBI - RevPAR*. <https://travelbi.turismodeportugal.pt/alojamento/revpar/>
- Vicario, R. B., Alaminos, D., Aranda, E., & Gámez, M. A. F. (2020). Deep recurrent convolutional neural network for bankruptcy prediction: A case of the restaurant industry. *Sustainability (Switzerland)*, 12(12). <https://doi.org/10.3390/su12125180>
- Vivel-Búa, M., Lado-Sestayo, R., & Otero-González, L. (2018). Risk determinants in the hotel sector: Risk credit in MSMEs. *International Journal of Hospitality Management*, 70, 110–119. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2017.11.004>
- Vouga, B. M. (2021). *Risco de incumprimento: Empresas familiares vs. não familiares* [Dissertação de mestrado, Instituto Politécnico de Leiria]. Repositório Institucional do Politécnico de Leiria. <http://hdl.handle.net/10400.8/7088>
- West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computers and Operations Research*, 27(11–12), 1131–1152. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00149-5](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00149-5)
- Wieprow, J., & Gawlik, A. (2021). The use of discriminant analysis to assess the risk of bankruptcy of enterprises in crisis conditions using the example of the tourism sector in Poland. *Risks*, 9(4), 1–11. <https://doi.org/10.3390/risks9040078>

- Wu, D., Ma, X., & Olson, D. L. (2022). Financial distress prediction using integrated Z-score and multilayer perceptron neural networks. *Decision Support Systems, 159*, 113–814. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2022.113814>
- Yeh, C. M. (2019). Ownership structure and firm performance of listed tourism firms. *International Journal of Tourism Research, 21*(2), 165–179. <https://doi.org/10.1002/jtr.2250>
- Youn, H., & Gu, Z. (2010). Predict US restaurant firm failures: The artificial neural network model versus logistic regression model. *Tourism and Hospitality Research, 10*(3), 171–187. <https://doi.org/10.1057/thr.2010.2>
- Zhang, X., Ouyang, R., Liu, D., & Xu, L. (2020). Determinants of corporate default risk in China: The role of financial constraints. *Economic Modelling, 92*, 87–98. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.07.005>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Studies on Current Econometric Issues in Accounting Research, 22*, 59–82. <http://www.jstor.org/stable/2490859>