

MESTRADO
FINANÇAS E FISCALIDADE

A previsão de falências no setor da restauração na União Europeia

Inês Monteiro Pereira

M

2022



FACULDADE DE **ECONOMIA**



A Previsão de Falências no Setor da Restauração na União Europeia
Inês Monteiro Pereira

Dissertação
Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientado por
Professor Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins

2022

Nota Biográfica

Inês Monteiro Pereira nascida a 20 de novembro de 1999, é licenciada em Economia pela Universidade da Beira Interior com média de 15 valores. O grau académico foi concluído no ano de 2020.

Nesse mesmo ano, ingressou no Mestrado em Finanças e Fiscalidade na Faculdade de Economia do Porto.

Em maio de 2022 iniciou a sua atividade profissional na empresa Infineon Technologies AG, exercendo funções na área de Accounting.

“Não tenhamos pressa, mas não percamos tempo”

José Saramago

Agradecimentos

Gostaria de começar por agradecer ao meu orientador, Professor Doutor Francisco Vitorino Martins por todo o apoio, dedicação e sabedoria.

Aos meus pais, sem eles nada disto seria possível, obrigada pela oportunidade, obrigada pelas palavras de incentivo, obrigada por me apoiarem em todos os momentos da minha vida e estarem sempre comigo.

À minha família e amigos, por me apoiarem e motivarem ao longo de todo o meu percurso.

A todos os professores que me acompanharam e me forneceram conhecimentos ao longo destes anos.

A todos o meu sincero obrigada.

Resumo

O impacto da Covid-19 foi sentido por todo o mundo. Como consequência, esta pandemia impulsionou o aumento do número de falências, afetando especialmente o setor da restauração. Foram várias as empresas pertencentes a este setor que não se conseguiram adaptar às circunstâncias e, eventualmente, acabaram por falir. Assim, esta investigação pretende efetuar o ponto da situação quanto às falências das empresas de restauração da União Europeia.

A presente dissertação tem como principal objetivo estudar as falências e propor um modelo de previsão para as empresas do setor da restauração, combinando variáveis financeiras, não financeiras, macroeconómicas e as relacionadas com o setor de atividade. O painel de dados criado usa informação das bases de dados da *ORBIS* e *Eurostat* para 27681 empresas do setor seguidas desde o ano de 2012 até 2020.

Os resultados obtidos demonstram que as variáveis financeiras são importantes na explicação do modelo de previsão de falência, relativamente ao nível da atividade, da cobertura, do endividamento, da liquidez e da rentabilidade, pois estes são fatores que podem afetar a sobrevivência das empresas no mercado. Verifica-se também que a introdução de variáveis não financeiras e macroeconómicas melhora consideravelmente a qualidade do modelo. Importa realçar o impacto sobre o número de falências no setor da restauração das altas taxas de inflação e das baixas taxas de crescimento do produto interno bruto (PIB).

A consideração de variáveis específicas do sector da restauração, quer financeiras, quer de outra natureza, juntamente com alguns fatores de contexto macroeconómico, parece constituir um conjunto de informação adequado para antecipar e prevenir a sobrevivência de empresas de restauração evitando a sua falência.

Palavras-chave: Previsão de falência, *Logit*, Setor da Restauração, UE-27, Pandemia.

Abstract

The impact of Covid-19 was felt all over the world. As a consequence, this pandemic boosted the increase in the number of bankruptcies, especially affecting the restoration sector. Several companies belonging to this sector were unable to adapt to the circumstances and eventually went bankrupt. This research intends to analyze the point of situation regarding the bankruptcies of restoration companies in the European Union.

The main objective of this dissertation is study bankruptcies and propose a prevision model for companies in the restoration sector, combining financial variables, non-financial, macroeconomic and those related to the sector of activity. The data panel created uses information from the ORBIS and Eurostat databases for 27681 companies in the sector followed from the year 2012 to 2020.

The results obtained show that financial variables are an important in explaining the bankruptcy prediction model, regarding the level of activity, coverage, indebtedness, liquidity and profitability, because these are factors that can affect the durability of companies in the market. It also appears that the introduction of non-financial and macroeconomic variables significantly improves the quality of the model. It is important to highlight the impact on the number of bankruptcies in the sector of restoration of high inflation rates and low rates of growth of gross domestic product (GDP).

The consideration of specific variables in the restoration sector, financial and other, together with some macroeconomic context factors, seems to constitute an adequate set of information to anticipate and prevent the survival of restoration companies avoiding their bankruptcy.

Keywords: Bankruptcy Prediction, *Logit*, Restoration Sector, UE-27, Pandemic.

Índice

1. Introdução	1
2. Revisão da Literatura	3
2.1. Modelos de Previsão de Falência.....	3
2.1.1. A Evolução	3
2.1.2. Estudos de previsão de falência no Setor da Restauração.....	8
2.1.3. Modelo de James Ohlson (1980).....	10
2.2. Objetivos e Hipóteses de Investigação	12
3. Metodologia e Dados	15
3.1 Descrição das variáveis	15
3.1.1. Variável dependente: Falência empresarial	15
3.1.2. Variáveis independentes	16
3.2. Modelo Logit	18
3.3 Constituição da amostra.....	19
4. Resultados	22
4.1. Estatísticas descritivas	22
4.2 Modelos econométricos	25
4.2.1 Modelo com variáveis financeiras	25
4.2.2 Modelo com variáveis não financeiras	26
4.2.3 Modelo com variáveis macroeconómicas.....	27
4.3. Modelos econométricos alternativos	31
5. Conclusão	34
Bibliografia.....	37
Anexos.....	41

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Modelos de Mensah (1984)	6
Tabela 2 – Tabela adaptada do estudo de Ohlson (1980)	11
Tabela 3 – Variáveis Financeiras.....	16
Tabela 4 – Número de empresas de cada grupo.....	19
Tabela 5 – Status.....	20
Tabela 6 – Empresas Não Falidas	20
Tabela 7 – Empresas Falidas	21
Tabela 8 - Estatísticas Descritivas das Empresas Saudáveis.....	23
Tabela 9 - Estatísticas Descritivas das Empresas Falidas	24
Tabela 10 – Variáveis financeiras selecionadas.....	24
Tabela 11 – Modelo com variáveis financeiras	25
Tabela 12 – Modelo com variáveis não financeiras	26
Tabela 13 – Modelo com variáveis Macroeconómicas	27
Tabela 14 – Modelo com a variável específica do setor da restauração.....	29
Tabela 15 – Modelo alternativo 1.....	31
Tabela 16 – Modelo alternativo 2.....	32
Tabela 17 - Matriz correlação das variáveis explicativas.....	41

Índice de Gráficos

Gráfico 1 – Número de turistas entre os anos de 2018-2020.....	30
---	----

Lista de Abreviaturas

ADM - Análise Discriminante Multivariada

AIC – Indicador *Akaike*

BIC – Indicador *Schwarz*

DRCNN - *Deep Recurrent Convolutional Neural Network*

EBIT - *Earnings Before Interest and Taxes*

EBITDA - *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization*

EUA - Estados Unidos da América

HQC – Indicador *Hannan-Quinn*

PIB - Produto Interno Bruto

PMEs - Pequenas e Médias Empresas

RNAs - Redes Neurais Artificiais

SVM - Máquina de Vetor de Suporte

UE - União Europeia

1. Introdução

O tema desta investigação é de extrema relevância uma vez que, a recente pandemia que está a afetar todo o mundo intensificou o aumento das falências. No entanto, os efeitos não foram iguais em todos os setores de atividade, afetando essencialmente o setor da restauração. Segundo Parsa et al. (2010) na indústria hoteleira, particularmente no setor da restauração existe uma elevada taxa de falhas financeiras.

De facto, a pandemia trouxe novos desafios que acabaram por sobrecarregar as empresas, comprometendo a resiliência destas enquanto tentavam alcançar um futuro melhor. Estas consequências foram visíveis logo em 2020, quando o défice público da UE apresentou uma subida de 6,9%, face ao ano anterior, com os 27 Estados-Membros a apresentarem saldos negativos nas contas públicas, segundo o *Eurostat*. Os valores de défice mais elevados foram registados em Espanha (11,0% do PIB), na Grécia (10,1%), em Malta (9,7%) e na Roménia (9,4%).

Atualmente, numa economia cada vez mais globalizada e incerta, tornou-se necessário compreender e antever o fenómeno de falência empresarial. Hamdi e Mestiri (2014) indicam alguns modelos eficazes para que as partes interessadas tomem medidas preventivas, por forma a evitar que as empresas enfrentem uma situação económica difícil. Estas ferramentas são essenciais para se conseguir identificar com antecedência empresas com elevado risco de falência. Estudos anteriores indicam ainda que a falência empresarial não é imediata, mas sim um processo que evolui ao longo do tempo. (Youn, H. & Gu, Z., 2010)

A previsão de falências influencia de forma geral o desempenho e a lucratividade das empresas, neste caso os restaurantes. Se as empresas estiverem em boas condições financeiras, podem pensar em expandir o próprio negócio ou realizar novos investimentos. Por outro lado, as empresas podem produzir novos fluxos de receitas, de maneira a controlar os custos operacionais caso a empresa mostre qualquer sinal que potencie a própria falência. Assim, é importante detetar os sinais de alerta, por forma a prever as falências antes que elas realmente ocorram.

Segundo Mai et al., (2019), a falência é um dos principais motores do risco de crédito e pode trazer um grande custo social e económico para o país, propagando ainda mais a

recessão em épocas de crise, portanto as falhas financeiras não devem ser demasiado elevadas. A falência empresarial pode conduzir a perdas financeiras significativas para os credores, acionistas, funcionários, clientes e, finalmente, para a sociedade (Gu & Gao, 2000). Assim, este estudo é bastante importante, uma vez que permite uma análise antecipada por forma a ajudar todos os agentes económicos, minimizando perdas e evitando a falência de uma empresa quando as medidas são tomadas atempadamente.

O contributo para a literatura prende-se com a aplicação do modelo *logit* ao setor da restauração na UE e com inclusão simultânea de variáveis de diferentes naturezas. Este setor foi escolhido, pelo facto de existirem poucos estudos para este ramo de atividade, e em segundo lugar, pela importância do setor de atividade nos diversos países pertencentes à UE.

Neste sentido, esta investigação tem por base a previsão de falência de empresas pertencentes ao setor da restauração, um setor muito afetado pela pandemia Covid-19. Além da informação individual da empresa e dos rácios contabilísticos, também as variáveis macroeconómicas e relacionadas com o setor da restauração serão inseridas nos modelos, por forma a analisar a combinação linear das variáveis com maior poder discriminatório. O objetivo da presente dissertação será alcançar o melhor modelo que combina variáveis de diferentes naturezas.

Esta dissertação organiza-se em vários capítulos, o capítulo 2 é dedicado à revisão de literatura sobre o tema e à apresentação das hipóteses de investigação. No capítulo a seguir é abordada a metodologia utilizada, fazendo referência à definição das variáveis e à explicação do modelo adotado. No capítulo 4 são apresentados os resultados empíricos dos modelos, num primeiro modelo foram introduzidas só variáveis financeiras, em seguida foram incluídas também variáveis não financeiras, posteriormente introduziu-se variáveis macroeconómicas e por fim foi adicionada uma variável relacionada com o setor de atividade. Também neste capítulo foram analisados 2 modelos alternativos. No último capítulo foram apresentadas as conclusões, limitações e perspetivas para novas investigações.

2. Revisão da Literatura

A literatura sobre este tema é muito ampla, foram muitos os autores que investiram o seu tempo no progresso e na evolução dos inúmeros modelos relacionados com a previsão de falência, aprofundando e elaborando diversas alternativas metodológicas. Beaver (1966) e Altman (1968) tornaram-se os primeiros autores a desenvolver esta temática utilizando indicadores financeiros, para isso recorreram a modelos univariados e multivariados, respetivamente. Constatou-se que os rácios financeiros são considerados indicadores poderosos para avaliar as dificuldades financeiras de uma empresa. (Hossari & Rahman, 2005)

2.1. Modelos de Previsão de Falência

Esta secção destina-se à apresentação da evolução da literatura sobre os modelos de previsão de falência empresarial e das respetivas metodologias. Inicialmente serão expostos diversos modelos econométricos e em seguida irei abordar somente estudos realizados sobre a previsão de falência para o setor da restauração. Por fim será analisado de forma mais específica o estudo com o modelo que prestou suporte na elaboração da presente investigação.

2.1.1. A Evolução

Em 1966, Beaver desenvolveu o estudo “Financial Ratios as Predictors of Failure”, com o qual se tornou o pioneiro da análise univariada no âmbito da previsão de falência empresarial. Aqui, cada variável foi estudada de forma individual, não permitindo analisar a relação entre os vários rácios presentes no artigo, tornando-se esta a principal limitação do estudo.

A amostra foi constituída por 158 empresas dos EUA das quais 79 tinham entrado em falência entre 1954 - 1964. Todas as empresas foram selecionadas de acordo com o setor de atividade, mais concretamente o setor industrial, e também pela sua dimensão. Inicialmente o autor analisou 30 rácios financeiros¹, mas apenas 6 desses rácios apresentaram resultados estatisticamente significativos. Concluiu que o rácio com maior poder de previsão foi o *Cash-Flow*/Passivo Total e que quanto mais próximos do ano de falência, maior era a deterioração dos rácios. Percebeu também que os índices financeiros

¹ Os 30 rácios foram divididos em 6 grupos (rentabilidade, *cash-flow*, dívida, *turnover*, liquidez (ativo e passivo)).

poderiam ser uteis na previsão de falência pelo menos 5 anos antes desta ocorrer. (Beaver, 1966)

Por forma a ultrapassar a limitação do estudo anterior, E. I. Altman (1968) propôs um novo modelo no final da década de 1960 denominado por Z-score, baseado numa análise discriminante multivariada (ADM). Este estudo teve por base um conjunto de rácios de natureza económico-financeira. Segundo Altman (1968), a ADM consiste numa técnica estatística que classifica uma dada observação com base nas características dos indivíduos. Consequentemente, a ADM tem como objetivo encontrar uma combinação linear que maximiza a separação dos grupos que estão a ser classificados, neste caso classifica cada uma das empresas como falida ou não falida. (Deakin, 1972)

Neste estudo foram analisadas 66 empresas, das quais 33 tinham falido entre 1946 - 1965, as restantes encontravam-se em atividade. Todas as empresas pertencem à indústria manufatureira, estão localizadas nos EUA e dispõem de um ativo superior a 1 milhão de dólares. Inicialmente foram analisados 22 rácios financeiros por serem considerados potenciais e populares na literatura. À semelhança de Beaver (1966), o autor verificou através de um tratamento estatístico que apenas cinco dos rácios quando combinados evidenciavam uma maior discriminação entre os dois grupos de empresas. Os cinco rácios foram organizados em 5 grupos: liquidez (x_1), solvabilidade (x_2), rentabilidade (x_3), endividamento (x_4) e atividade (x_5), deram origem ao modelo Z-Score:

$$Z=0.012x_1+ 0.014x_2+ 0.033x_3+ 0.006x_4+ 0.999x_5$$

O indicador que mais contribuiu para o sucesso do modelo foi a rentabilidade. A ADM torna-se desta forma mais eficaz que a abordagem univariada, uma vez que esta abordagem conseguiu prever corretamente com um ano de antecedência, 94% das empresas que entraram em falência e 97% das empresas saudáveis. Este modelo alcançou assim, um grau de precisão de 95% e 83% para a previsão de falência com um ano e dois anos de antecedência, respetivamente. (Altman, 1968)

Anos mais tarde, Edward I. Altman e outros autores tinham como objetivo melhorar a capacidade preditiva do modelo de previsão de falência, para isso desenvolveram um novo modelo denominado por Zeta. Neste estudo a amostra foi constituída por empresas do

setor industrial e do retalho. Analisaram 7 variáveis explicativas² e concluíram que a rentabilidade foi a variável que apresentou maior poder explicativo, o que vai de encontro ao estudo elaborado anteriormente. Ainda assim, o modelo Zeta evidencia vantagem relativamente ao modelo Z-score por ter conseguido alcançar um maior poder discriminatório. O novo modelo para 5 anos antes da falência alcançou uma previsão de cerca de 70%. Estes resultados são bastantes favoráveis comparativamente aos resultados registados por Altman (1968), onde a previsão caiu logo após os 2 anos antes da falência. (Altman, 1977)

Depois do desenvolvimento desta técnica estatística, vários autores corroboraram esses resultados e a ADM tornou-se uma abordagem dominante. Altman & Sabato (2007) referem no seu estudo que a ADM foi usada por Deakin (1972), onde aplicou a análise multivariada a uma amostra emparelhada de 194 empresas durante um período de três anos. Neste estudo foram analisadas as variáveis utilizadas por Beaver (1966), e com um ano de antecedência o modelo conseguiu prever 94% das empresas que efetivamente faliram (Yazdanfar, 2008). Ainda em 1972, Edmister realizou um estudo sobre a previsão de falência que teve como objetivo determinar se os índices financeiros poderiam prever a falência de pequenas empresas. Dois anos depois, Blum (1974) desenvolveu um modelo baseado em dados financeiros e de mercado por forma a determinar a probabilidade de falência de uma empresa. Nesse estudo, a variável que alcançou uma maior significância foi o *Cash-Flow*/Passivo Total.

Posto isto, diversos autores utilizaram a ADM nos seus estudos, como foi o caso de Taffler and Tisshaw (1977), Bilderbeek (1979), Gombola et al. (1987) Piesse and Wood (1992), Lussier (1995), Altman et al. (1995), Voda et al. (2021) e Horváthová et al. (2021).

Contudo, o estudo desenvolvido por Edward I. Altman violava os pressupostos da ADM, já que a matriz de variância e covariância não era homogénea nos 2 grupos e as variáveis independentes não apresentavam uma distribuição normal. Apesar da boa capacidade de previsão, isto poderia distorcer os resultados dos testes de significância e conduzir a problemas de heteroscedasticidade. Posto isto, diversos autores questionaram este método por apresentar algumas falhas. (Eisenbeis, 1977; Lennox, 1999; Sung et al., 1999; Kim, S. Y., 2011)

² As 7 variáveis são: liquidez, cobertura dos custos financeiros, rentabilidade do ativo, estabilidade da rentabilidade do ativo, dimensão, capitalização e rentabilidade acumulada.

De modo a colmatar as limitações enumeradas acima, existiu a necessidade de explorar outro tipo de metodologias. Neste sentido, Ohlson em 1980 desenvolveu um modelo baseado numa regressão logística, possibilitando o uso de amostras desproporcionais e a não violação dos pressupostos da ADM (Altman & Sabato, 2007). Os resultados do estudo sugerem que os índices correspondentes à liquidez, estrutura financeira, desempenho e dimensão da empresa estão diretamente associados à previsão de falência com um ano de antecedência. (Yazdanfar, 2008)

Mensah (1984) analisou no seu estudo as diferentes fases de um ciclo económico, para este fim decidiu adotar o modelo *logit*. O autor aprimorou quatro modelos para 4 períodos diferentes, como podemos ver na tabela abaixo.

Período	Intervalo de tempo	Fase do ciclo
I	01/1972 – 01/1973	Crescimento constante
II	02/1973 – 03/1975	Receção
III	04/1975 – 12/1977	Crescimento constante
IV	01/1978 – 06/1980	Receção com estagflação
Tabela 1 – Modelos de Mensah (1984)		

Inicialmente foram analisados 38 rácios, mas apenas 10 apresentaram resultados estatisticamente significativos. Chegaram à conclusão de que a capacidade preditiva varia com os diferentes ambientes económicos e que os modelos de previsão são apropriados para empresas de diferentes setores, desde que o ambiente económico esteja correto.

Foram vários os autores que após o estudo de Ohlson, adotaram o modelo *logit* para prever a falência de empresas, nomeadamente, Zavgren (1983), Keasey and Watson (1987), Ooghe et al., (1995); Vieira et al. (2013); Pacheco (2015); Akay & Timur (2017); Pacheco et al. (2019) Van et al. (2021) e Somoza (2021).

Segundo Neophytou e Molinero (2004), a escolha entre uma análise discriminante ou um modelo de probabilidade condicional (modelo *logit*) depende particularmente do uso a que se destinam os resultados. Se for necessário apenas uma classificação dicotômica (falida ou não falida) para tomar uma decisão, então a análise discriminante pode ser adequada, mesmo com a violação dos pressupostos estatísticos.

Em 2007, Altman e Sabato aprofundaram o trabalho iniciado por Edmister (1972) utilizando a designação de PME's presente no acordo Basileia II. Ao contrário de Edmister (1972), Altman e Sabato adotaram o modelo *logit* e separaram os rácios em 5 categorias: liquidez, rentabilidade, endividamento, cobertura e atividade. Deste modo, o estudo teve como principal objetivo a análise de um conjunto de rácios financeiros³ associados às PME's dos EUA, e ainda a identificação das variáveis mais importantes para determinar a capacidade de crédito de uma empresa (Altman & Sabato, 2007). A limitação apontada neste estudo é referente à base de dados que utilizaram (*Compustat*), dado que esta não continha informações qualitativas referentes às empresas em análise, por esse motivo só foram utilizados dados financeiros.

Posteriormente, os autores elaboraram um novo modelo baseado em variáveis não financeiras⁴ para ultrapassar esta limitação. As novas variáveis acrescentaram poder discriminatório uma vez que, a capacidade de previsão do modelo aumentou até 13% face ao modelo anterior. (Altman, Sabato, & Wilson, 2010)

Bruneau, de Bandt, & El Amri (2012), procuraram estudar o impacto das variáveis macroeconómicas na vulnerabilidade financeira das empresas francesas. Chegaram à conclusão de que a falência é influenciada pelas condições económicas dos países e que o número de empresas falidas afeta os ciclos económicos.

Mais tarde, a evolução tecnológica conduziu ao desenvolvimento de numerosos estudos, foi então que se construíram novos modelos baseados em métodos de inteligência artificial tais como as RNAs⁵, *data envelopment analysis*, SVM, entre outros.

Em 2008, Boyacioglu et al., analisaram a previsão de falência dos bancos turcos através da comparação de vários modelos (SVM, RNAs, ADM, *logit*...) e verificaram que as RNAs apresentaram melhores resultados. Foi possível constatar através de estudos realizados anteriormente que o modelo de RNAs nem sempre supera o modelo de regressão logística e que estes dois modelos podem ser usados indistintamente. (Charitou et al., 2004)

³ Foram seleccionados 5 rácios financeiros para determinar o perfil financeiro das empresas (Passivo de curto prazo / Capital próprio; Cash / Ativo total; EBITDA / Ativo total; Resultados transitados / Ativo total; e EBITDA / Juros).

⁴ O modelo era baseado em relatórios/opiniões de auditoria, ações judiciais, idade das empresas entre outras.

⁵ A partir de meados da década de 1980, as redes neurais tornaram-se a metodologia dominante em inteligência artificial. Como todas as metodologias, esta também apresenta vantagens e desvantagens.

Gemar et al. (2019) exploraram quais as variáveis que influenciavam a sobrevivência de resorts em Espanha, os resultados demonstraram que a sobrevivência dependia do tamanho, localização e dos ciclos de negócio. Nesse mesmo ano, foi também analisado o risco de falência das PME's para o setor da construção em Portugal. A amostra foi composta por 273 empresas, das quais 140 se encontravam em falência nos anos de 2014 ou 2015. Seleccionaram 18 variáveis, divididas em diferentes categorias onde foram testados os modelos de probabilidade condicionada *logit* e *probit* ⁶, os autores chegaram à conclusão de que apesar dos modelos apresentarem resultados bastante semelhantes, o modelo *logit* mostrou ser ligeiramente mais robusto do que o modelo *probit* (Pacheco, L. M., Rosa, R., & Oliveira Tavares, F., 2019). Para Jing, Z., & Fang, Y. (2018), o modelo *logit* emite mais falhas e falsos alarmes na amostra, mas emite menos falhas e falsos alarmes fora da amostra quando comparado com os modelos de mineração de dados, tornando-se desta forma uma ferramenta robusta.

Além disso, dois novos métodos de previsão baseados em máquinas de vetor de suporte de proporção e estratégias foram propostos por Chen et al. (2020) para resolver o problema de previsão de falência corporativa.

Mais recentemente, García & Miguélez (2021) analisaram 3 setores do turismo (hotelaria, restauração e agência de viagens) para uma amostra de 406 empresas espanholas. As variáveis com maior sensibilidade no setor da restauração foram o Passivo Total/Ativo Total e o Lucro/Volume de Negócios. Chegaram à conclusão de que a inclusão de variáveis setoriais aumenta a capacidade preditiva dos modelos globais.

2.1.2. Estudos de previsão de falência no Setor da Restauração

Embora existam múltiplos estudos sobre a previsão de falência (Ashraf et al. 2019; Fernández et al. 2019), são poucos os que se focalizam especificamente no setor da restauração.

Segundo Becerra-Vicario R., et al. (2020), o estudo de Gu (2002) foi o primeiro a focar-se exclusivamente na previsão de falência de restaurantes. A amostra foi composta por um total de 36 restaurantes pertencentes aos EUA para o período de 1986 – 1998. Os autores

⁶ Zmijewski (1984), foi o primeiro a utilizar o modelo *probit* no estudo de previsão de falências.

desenvolveram uma análise discriminante que alcançou uma taxa de precisão de 92% para 1 ano antes da falência.

Posteriormente foram realizados mais estudos, onde se empregaram métodos estatísticos mais sofisticados. Passado 4 anos, Kim H., & Gu Z. (2006) usaram o mesmo conjunto de dados que Gu (2002) e propuseram o modelo *logit* com o objetivo de comparar a capacidade preditiva dos dois modelos. O estudo analisou os 12 rúcios financeiros da pesquisa de Gu (2002) para 1 ano antes da falência e após a aplicação do processo estatístico *forward stepwise*, detetaram que apenas 2 rúcios⁷ provaram ser significativos, sugerindo que os restaurantes podem reduzir o risco de falência através de duas perspectivas. Em primeiro lugar, através da adoção de uma política de crescimento de baixo financiamento e por outro lado os operadores dos restaurantes poderiam aumentar o EBIT para aumentar a capacidade de pagamento e assim diminuir a probabilidade de falência (Kim, H., & Gu, Z., 2006). Este modelo conseguiu alcançar uma taxa de previsão de 94%, provando ser superior à ADM.

Alguns anos depois, Youn, H., & Gu, Z. (2010) aprimoraram as suas pesquisas e compararam o desempenho do modelo de regressão *logit* com o modelo de RNAs, para os restaurantes da EUA. Analisaram 10 rúcios financeiros divididos em 5 categorias, contudo apenas os rúcios do Retorno / Ativo Total e do EBITDA / Passivo Total mostraram ser significantes para 1 e 2 anos antes da falência, respectivamente. Chegaram à conclusão de que a taxa de previsão do modelo logístico não foi inferior à do modelo de RNAs e que a regressão *logit* apresenta uma vantagem face às redes neurais, por proporcionar uma interpretação dos coeficientes das variáveis, por forma a identificar implicações práticas sobre como a probabilidade de falência é afetada por essas variáveis. (Neophytou e Molienero, 2004)

Kim S. Y., & Upneja A. (2014) examinaram os principais fatores relacionados com as dificuldades financeiras para os restaurantes norte-americanos entre 1988 - 2010. O modelo utilizado neste estudo foi o *AdaBoosted decision trees*, que alcançou uma capacidade de previsão de cerca de 97%.

⁷ Os rúcios que provaram ser significativos foram: o passivo total sobre ativo total e o EBIT sobre passivo total.

Mais recentemente, o estudo de Becerra-Vicario R. et al., (2020) contribui para a literatura, por apresentar novos modelos com elevada previsão de falência, por dispor de uma amostra exclusiva a restaurantes e ainda, por compreender um horizonte temporal até 3 anos antes da falência. A análise considerou um total de 28 variáveis divididas em 6 categorias⁸, onde utilizaram as técnicas de regressão logística e *Deep Recurrent Convolutional Neural Network* (DRCNN). A amostra foi composta por 460 restaurantes espanhóis e chegaram á conclusão de que os melhores preditores de falência estão relacionados com as categorias de liquidez, rentabilidade e solvabilidade.

2.1.3. Modelo de James Ohlson (1980)

Vários autores mencionaram no seu estudo James Ohlson como sendo o primeiro e original na utilização do modelo *logit* quando aplicado à previsão de falência das empresas. Esta metodologia econométrica exige menos pressupostos restritivos do que a ADM. (Wu, Gaunt, e Gray, 2010)

Como referido anteriormente, a metodologia escolhida foi implementada com vista a ultrapassar alguns problemas associados à ADM. Para além das desvantagens mencionadas anteriormente, Ohlson (1980) identificou um outro problema que corresponde ao facto de o resultado da ADM ser um score, tornando a interpretação pouco intuitiva por ser um instrumento de classificação ordinal.

A amostra foi composta por um total de 2.163 empresas, das quais 105 se encontravam falidas para o período de 1970 – 1976. O autor teve de ter cuidado na escolha do período por consequência da disponibilização dos dados financeiros, uma vez que as empresas nunca detêm as contas finais imediatamente após o fecho do ano fiscal, por terem de passar por processos de auditoria. Ohlson (1980) refere que a sua amostra é bastante representativa contrariamente aos estudos desenvolvidos por Altman et al. (1977), onde o número de empresas falidas é exatamente igual ao número de empresas não falidas. Além disso, faz referência a Moyer (1977) por considerar a sua amostra de 27 empresas falidas bastante pequena.

Neste estudo foram analisados 7 rácios financeiros referidos na literatura e ainda duas variáveis binárias, são eles:

⁸ As variáveis foram classificadas em 6 categorias: tamanho, eficiência, liquidez, *Cash-flow*, solvabilidade e não financeira.

1. $SIZE = \log (Total\ do\ Ativo / \acute{I}ndice\ de\ pre\c{c}os\ PNB)$, proxy da dimens\~ao da empresa;
2. $TLTA = Total\ do\ Passivo / Total\ do\ Ativo$;
3. $WCTA = Fundo\ de\ Maneio / Total\ do\ Ativo$;
4. $CLCA = Passivo\ Corrente / Ativo\ Corrente$;
5. $OENEG = Vari\acute{a}vel\ Dummy$ $\left\{ \begin{array}{l} 1\ se\ Passivo > Ativo \\ 0\ se\ Passivo < Ativo \end{array} \right.$
6. $NITA = Resultado\ L\acute{i}quido / Total\ do\ Ativo$;
7. $FUTL = Cash-flow\ Operacional / Total\ do\ Passivo$;
8. $INTWO = Vari\acute{a}vel\ Dummy$ $\left\{ \begin{array}{l} 1\ se\ RL < 0\ nos\ \acute{u}ltimos\ 2\ anos \\ 0\ nos\ restantes\ casos \end{array} \right.$
9. $CHIN = (Resultado\ L\acute{i}quido\ t - Resultado\ L\acute{i}quido\ t-1) / (|Resultado\ L\acute{i}quido\ t| + |Resultado\ L\acute{i}quido\ t-1|)$, onde t corresponde ao per\acute{ı}odo mais recente.

Ohlson testou tr\~es modelos utilizando a regress\~ao log\ística. Quanto \`a capacidade preditiva dos modelos foi poss\ível verificar que com um ano de anteced\~encia o modelo foi capaz de prever corretamente 96,12% dos casos de fal\~encia (modelo 1), com dois anos de anteced\~encia 95,55% (modelo 2) e entre um e dois anos de anteced\~encia conseguiu prever corretamente 92,84% dos casos de fal\~encia (modelo 3).

<i>Vari\acute{a}veis</i>	<i>Sinal Esperado</i>	<i>Sinais (modelo 1)</i>	<i>Sinais (modelo 2)</i>	<i>Sinais (modelo 3)</i>
<i>SIZE</i>	-	-	-	-
<i>TLTA</i>	+	+	+	+
<i>WCTA</i>	-	-	-	-
<i>CLCA</i>	+	+	-	+
<i>OENEG</i>	IND	-	-	-
<i>NITA</i>	-	-	-	-
<i>FUTL</i>	-	-	-	-
<i>INTWO</i>	+	+	-	-
<i>CHIN</i>	-	-	+	+
<i>% PREVIS\~AO</i>		96,12%	95,55%	92,84%

Tabela 2 – Tabela adaptada do estudo de Ohlson (1980)

A tabela acima evidencia que os sinais alcançados no Modelo 1 são exatamente iguais aos sinais esperados pelo autor. Além disso, é possível observar que nos outros 2 modelos existiram alterações de sinal em alguns coeficientes, nomeadamente na variável CHIN. Tanto no Modelo 2 como no Modelo 3 o sinal desta variável passou a ser positivo, isto pode ser explicado pelo cenário apontado por Deakin (1972). Empresas com variações positivas podem ser tentadas a elevar o capital externo através de empréstimos, tornando-se empresas com maior grau de risco. (Ohlson, 1980)

Contudo, os resultados foram inferiores aos reportados no estudo de Altman (1968). Isto é explicado por Ohlson uma vez que, o poder da previsão do modelo depende de quando é obtida a informação financeira da empresa e o exato momento da falência. Para Ohlson a introdução de novas variáveis tende a melhorar significativamente a capacidade preditiva do modelo.

Por todas as razões apresentadas acima, no meu estudo pretendo utilizar o modelo *logit*, onde a variável independente é uma variável binária, ou seja, atribui uma probabilidade entre 0 e 1, caso a empresa seja classificada como “saudável” ou falida.

2.2. Objetivos e Hipóteses de Investigação

O principal objetivo deste estudo centra-se na elaboração de um modelo capaz de prever a falência no setor da restauração na UE, para o período mais recente disponível. Este setor foi escolhido, pelo facto de existirem poucos estudos para este ramo de atividade, e em segundo lugar pela importância do setor de atividade nos diversos países pertencentes à UE.

Estudos realizados anteriormente apontam para a importância da inclusão de um conjunto de variáveis de natureza variada. Posto isto, nesta dissertação introduzem-se variáveis financeiras, não financeiras, macroeconómicas e relacionadas com setor da restauração, por forma a analisar a combinação linear das variáveis com maior poder discriminatório.

Para formular o conjunto de hipóteses de investigação, consideram-se os argumentos aprofundados ao longo da revisão da literatura. De acordo com Charitou et al. (2004), muitos economistas atribuem o fenómeno de falência a altas taxas de juro, à diminuição de lucros em períodos de recessão e à dívida contraída.

H1 – “A introdução de variáveis financeiras influencia a probabilidade de falência”

- 1.1) A atividade influencia negativamente a probabilidade de falência;
- 1.2) A cobertura influencia negativamente a probabilidade de falência;
- 1.3) O endividamento influencia positivamente a probabilidade de falência;
- 1.4) A liquidez influencia negativamente a probabilidade de falência;
- 1.5) A rentabilidade influencia negativamente a probabilidade de falência.

Foram vários os autores que exploraram este tema e escolheram um conjunto de rácios contabilísticos para a traçar o perfil financeiro das empresas, como foi o caso de Altman e Sabato (2007).

H2 – “A introdução de variáveis não financeiras da empresa influencia a probabilidade de falência”

- 2.1) A idade influencia negativamente a probabilidade de falência;
- 2.2) A número de funcionários (dimensão da empresa) influencia a probabilidade de falência.

As variáveis desta natureza foram introduzidas tendo em conta as conclusões dos estudos de Lehmann (2003) e Edward I. Altman et al. (2010), onde concluíram que as variáveis não financeiras apresentaram ser bastante relevantes nos modelos de previsão de falência.

H3 – “A introdução de variáveis macroeconómicas influencia a probabilidade de falência”

- 3.1) A taxa de crescimento real do PIB influencia negativamente a probabilidade de falência;
- 3.2) A taxa de juro influencia positivamente a probabilidade de falência;
- 3.3) A taxa de variação média de inflação influencia positivamente a probabilidade de falência.

A taxa de crescimento real do PIB é considerada uma variável importante na literatura por influenciar o volume de vendas e a rentabilidade das empresas, estas rubricas estão diretamente relacionadas com a performance da empresa, influenciando assim a sua sobrevivência ao longo do tempo. De acordo com Liou e Smith (2006), o PIB apresentou uma capacidade explicativa relevante em vários estudos tais como o estudo de Taffler e Abassi (1984), de Liu e Wilson (2000), de Sudarsanam e Lai (2001) e de Bunn (2003).

A taxa de juro é uma variável que tem sido introduzida ao longo da literatura. Mensah (1984) acredita que um período de elevadas taxas de juros ou indisponibilidade de crédito, pode provocar a falência de uma empresa, consequência do aumento dos custos de empréstimos acima das margens de lucro.

A taxa de variação média de inflação está relacionada com os ciclos de expansão/recessão. Com o aumento da inflação os lucros tornam-se mais instáveis, afetando a capacidade de proceder ao reembolso da dívida já contraída. Segundo o estudo de Mensah (1984) foi possível constatar que alterações nos preços afetam as empresas em diversas formas, seja pelo aumento dos custos diretos operacionais seja pela redução da procura.

H4 – “O número de turistas (nível de atividade setorial) influencia negativamente a probabilidade de falência”

Relativamente ao setor de atividade que está a ser estudado entende-se que o número de turistas poderá estar relacionado como a falência das empresas em análise. Segundo o parlamento europeu em 2014, a UE recebeu 582 milhões de turistas, sendo o turismo responsável por 5% do PIB da UE.

3. Metodologia e Dados

Neste capítulo, será exposta a definição da variável dependente “Falência Empresarial”. Seguidamente serão apresentadas as variáveis independentes que têm sido abordadas ao longo da literatura e a respetiva previsão dos sinais dos coeficientes. Posteriormente, será abordada com mais detalhe a metodologia utilizada, a constituição da amostra e as bases de dados utilizadas.

3.1 Descrição das variáveis

3.1.1. Variável dependente: Falência empresarial

Ao longo da literatura foi possível verificar que o conceito de falência não é unânime. De acordo com Lee M. C. (2014) a definição intrínseca da falência difere entre os estudos com base na ideia de cada um desses estudos. Do ponto de vista metodológico é importante definir o termo “falência”.

Para E. I. Altman (1968) o conceito de falência ocorre quando a empresa se encontra legalmente falida ou está num processo de recuperação. Posteriormente em 1983, Altman identificou e distinguiu 4 termos que normalmente aparecem na literatura: *bankruptcy*, *insolvency*, *failure* e *default*. Para outros autores a falência ocorre quando uma empresa não é capaz de cumprir as suas obrigações financeiras (Antunes, Ribeiro, & Pereira 2017). Em termos gerais, uma empresa entra em falência quando deixa de ter a capacidade para satisfazer as suas operações básicas (Youn & Gu, 2010). Para Voda et al., (2021), o risco de falência não pode ser eliminado, apenas pode ser identificado antes de ocorrer.

É sabido que o processo de insolvência é abordado de forma distinta de país para país, sendo as características atribuídas por aspetos legislativos nacionais. Na generalidade, a insolvência é decretada quando a empresa está numa situação em que os passivos são superiores aos seus ativos. (Altman & Hotchkiss (2006); Jackson & Wood, (2013))

Neste estudo serão utilizados dados de diferentes países, com normas também diferentes, por esse motivo optou-se por utilizar os conceitos homogeneizados presentes na base de dados ORBIS. Portanto, uma empresa encontra-se num processo de falência quando esta declara a incapacidade de pagar aos seus credores, desta forma os ativos acabam por ser vendidos para liquidar as suas obrigações. No fim, a empresa fica dissolvida.

No que concerne à variável explicativa do modelo em estudo, esta assume um caracter binário, ou seja, 0 caso a empresa se encontre saudável e 1 caso a empresa tenha entrado em falência durante o período em análise.

3.1.2. Variáveis independentes

As variáveis independentes ou explicativas, são uma ferramenta que permite explicar a ocorrência do fenómeno de falência ou não falência. Estas variáveis estão organizadas em 4 tipos: financeiras, não financeiras, de natureza macroeconómica e ainda uma variável relacionada com o setor de atividade.

3.1.2.1. Variáveis financeiras

Após a leitura de vários artigos relacionados com o tema, decidiu-se introduzir maioritariamente variáveis financeiras presentes nos estudos de Altman e Beaver.

Segundo Hamer (1983), a precisão preditiva de um modelo não é afetada pela escolha dos índices, desde que esses índices captem as informações contidas nas demonstrações financeiras. Posto isto, o conjunto de rácios foi dividido em 5 categorias, por forma a refletir a condição financeira e o desempenho de uma empresa. Passo a citar na tabela abaixo quais os rácios que irão ser introduzidos no estudo.

Categoria	Definição	Variáveis	Sinal esperado
Atividade	Mede o grau de eficiência relacionado com a gestão dos ativos ou das vendas de determinada empresa.	Volume de Negócios / Total Ativo	-
		Volume de Negócios / Ativo Corrente	
		Vendas / Total Ativo	
		Ativo Corrente / Volume de Negócios	
Cobertura	Indica a capacidade que uma empresa tem para liquidar as suas obrigações financeiras atuais.	EBITDA / Despesas com Juros	-
		EBIT / Despesas com Juros	
		Ativo Corrente / Passivo Corrente	
Endividamento	Mede até que ponto a empresa depende de financiamento da dívida, comparando o nível de dívida contraído pela empresa para financiar a sua atividade.	Total Passivo / Total Ativo	+
		Capital Próprio / Total Passivo	
		Passivo Corrente / Capital Próprio	
Liquidez	Mede os níveis de tesouraria, por forma a avaliar se a empresa tem capacidade para pagar as suas responsabilidades, antecipando oportunidades e problemas.	Caixa / Total Ativo	-
		Fundo de Maneio / Total Ativo	
		Passivo Corrente / Total Passivo	

Rentabilidade	Esta categoria demonstra se a empresa foi capaz de gerar lucros e como tem evoluído ao longo do tempo.	EBIT / Volume de Negócios	-
		EBITDA / Total Ativo	
		EBIT / Total Ativo	
		Resultados Líquido / Total Ativo	

Tabela 3 – Variáveis Financeiras

3.1.2.2. Variáveis não financeiras

Relativamente às variáveis não financeiras, acredita-se que a idade da empresa e o número de funcionários poderão potenciar o poder do modelo.

Em relação à idade da empresa é esperado um sinal negativo, uma vez que empresas mais antigas tendem a ser mais estáveis, diminuindo assim a sua probabilidade de falir. Também Altman e Sabato (2010) concluíram que a idade está negativamente associada com a propensão de falência, assim quanto mais tempo uma empresa estiver operacional, menor será a sua probabilidade de falir.

Relativamente ao número de funcionários é expectável que empresas com um menor número de funcionários estejam mais débeis, existindo maior probabilidade de estas falirem, por consequência é esperado um sinal negativo.

3.1.2.3. Variáveis macroeconómicas

Serão introduzidas variáveis macroeconómicas por forma a saber qual o impacto que o ambiente macroeconómico exerce sob a saúde financeira deste tipo de empresas. Pretende-se incluir no modelo 3 variáveis, a taxa de crescimento do real do PIB, a taxa de juro e a taxa de variação média de inflação. É esperado um sinal negativo para a taxa de crescimento do real do PIB, visto que esta medida capta o crescimento económico de um país. Para a taxa de juro é esperado um sinal positivo, pois quanto maior for a taxa de juro maior será a vulnerabilidade de uma empresa, estando esta sujeita a mais encargos financeiros. Por fim, é sabido que a taxa de variação média de inflação está correlacionada com os ciclos económicos, assim o aumento da inflação torna os lucros mais instáveis afetando o reembolso da dívida contraída, consequentemente aumenta a probabilidade de uma empresa falir, espera-se um sinal positivo.

3.1.2.3. Variável relacionada com o setor da restauração

Por fim, a variável relacionada com a dimensão/potencial de procura do setor da restauração é o número de turistas relativizado. É esperado um sinal negativo, uma vez que quanto mais elevado for o número de turistas, menor será a probabilidade de uma empresa falir. De acordo com Cohen (1997) o setor do turismo e o setor da restauração correlacionam-se.

3.2. Modelo Logit

Como foi abordado ao longo da literatura, optou-se por utilizar uma modelização *logit* dado que, de acordo com os vários estudos analisados trata-se da escolha mais adequada no estudo de previsão de falências. Este modelo é relativamente fácil de interpretar, tornando-se esta a sua principal virtude (Ohlson, 1980). A estimação dos parâmetros normalmente é efetuada pelo método da máxima verosimilhança, criando estimadores com propriedades econométricas indispensáveis à inferência estatística (Lehmann, B., 2003). De outro ponto de vista, o benefício prático deste modelo está associado ao fato de não exigir as restrições da ADM e de possibilitar o uso de amostras desproporcionais (Altman, 2007).

A técnica *logit* utiliza a probabilidade condicionada em que a variável explicada (Y) é binária, ou seja, pode assumir valor 1 caso determinado acontecimento se verifique (empresa falir) e 0 caso contrário (empresa não falir). Por conseguinte, este modelo fornece a probabilidade de uma empresa pertencer a um dos grupos, com base na singularidade financeira do negócio (Youn, H. & Gu, Z., 2010). Assim, a relação entre a probabilidade de determinada empresa entrar em falência (P), onde $0 \leq P \leq 1$, e o valor das variáveis explicativas num dado ano (X) é dada pela seguinte função logística:

$$P(Y_i=1) = \frac{1}{1+e^{-(\beta_1+\beta_2X_{2i}+\beta_3X_{3i}+\dots+\beta_kX_{ki}+u_i)}}$$

Onde: $P(Y_i=1)$ corresponde à probabilidade de falência;

X correspondem às variáveis independentes do modelo estimado;

β representam os coeficientes das variáveis independentes (refletem o impacto das variáveis independentes na probabilidade de determinada empresa ser considerada falida ou não falida);

u representa os erros aleatórios não observáveis.

Ao usar dados em painel existe um duplo índice (i,t), onde cada empresa “i” é observada ao longo dos anos “t”.

3.3 Constituição da amostra

As variáveis financeiras e não financeiras foram retiradas da base de dados *ORBIS* para o período de 2012 a 2020, correspondente ao período mais recente disponível. As restantes variáveis, macroeconómicas e relacionada com o setor de atividade, foram recolhidas da base de dados *Eurostat*.

A amostra é constituída por um total de 27.681 empresas que fazem parte da UE-27 e pertencem ao setor da restauração, estas empresas encontram-se divididas em dois grupos (tabela 4). Importa destacar que foi escolhido o lag de 1 ano e que os dados recolhidos apresentam uma frequência anual.

Grupo	Nº de empresas	Nº de empresas (%)
Empresa falida (1)	8954	32%
Empresa não falida (0)	18727	68%
Total	27681	100%
Tabela 4 – Número de empresas de cada grupo		

A compilação das empresas na base de dados *ORBIS* teve por base o CAE equivalente ao setor da restauração, mais concretamente o CAE 56 (atividades de serviços de alimentação e bebidas). Este CAE está dividido em mais 3 categorias, são elas: CAE 561 (restaurantes e atividades de serviço móvel de alimentação), CAE 562 (Catering para eventos e outras atividades de *food service*) e CAE 563 (atividades de serviço de bebidas).

Relativamente ao status da variável dependente é sabido que a base de dados *ORBIS* define como “Active” as empresas ativas. Para a definição de empresas falidas decidiu-se selecionar as seguintes definições “*In liquidation*”, “*Bankruptcy*” e “*Dissolved*”. Na tabela 5 é possível verificarmos o número de empresas para cada definição.

Status	Nº de empresas	Nº de empresas (%)
<i>Active</i>	18727	68%
<i>In liquidation</i>	1816	6%
<i>Bankruptcy</i>	1101	4%
<i>Dissolved</i>	6037	22%
Total	27681	100%
Tabela 5 - Status		

Nas tabelas 6 e 7 serão apresentados os dados de cada um dos grupos de empresas distribuídos pelos diversos países.

Analisando estas tabelas, verificamos que aproximadamente 37% da amostra do grupo de empresas não falidas é composta por restaurantes da Itália. Em seguida, o país com maior número de empresas ativas é a Espanha com um total de 29% da amostra. A Itália também mostrou ser o país na nossa amostra com maior número de restaurantes falidos, representado um total de 23% da amostra do grupo de empresas falidas.

Tabela 6 - Empresas não falidas		
<i>Austria</i>	6	0,01%
<i>Belgium</i>	46	0,25%
<i>Bulgaria</i>	681	3,64%
<i>Czechia</i>	21	0,11%
<i>Finland</i>	97	0,52%
<i>France</i>	86	0,46%
<i>Germany</i>	14	0,07%
<i>Greece</i>	57	0,30%
<i>Hungary</i>	16	0,09%
<i>Ireland</i>	7	0,04%
<i>Italy</i>	7078	36,96%
<i>Latvia</i>	120	0,64%
<i>Malta</i>	1	0,01%
<i>Poland</i>	3	0,02%
<i>Portugal</i>	2838	15,15%
<i>Romania</i>	570	3,03%
<i>Slovakia</i>	11	0,06%
<i>Slovenia</i>	444	2,37%
<i>Spain</i>	5362	28,63%
<i>Sweden</i>	1432	7,65%

Tabela 7 - Empresas Falidas		
<i>Austria</i>	6	0,07%
<i>Belgium</i>	1	0,01%
<i>Bulgaria</i>	85	0,95%
<i>Czechia</i>	31	0,35%
<i>Denmark</i>	278	3,10%
<i>Finland</i>	356	3,98%
<i>France</i>	1551	17,32%
<i>Germany</i>	45	0,50%
<i>Hungary</i>	8	0,09%
<i>Ireland</i>	22	0,25%
<i>Italy</i>	2061	23,02%
<i>Latvia</i>	7	0,08%
<i>Luxembourg</i>	8	0,09%
<i>Poland</i>	35	0,39%
<i>Portugal</i>	1642	18,34%
<i>Romania</i>	74	0,83%
<i>Slovakia</i>	24	0,27%
<i>Slovenia</i>	454	5,07%
<i>Spain</i>	1562	17,44%
<i>Sweden</i>	704	7,86%

Como foi referido anteriormente os dados recolhidos apresentam uma frequência anual e serão analisados em painel uma vez que se referem a várias empresas durante um período de vários anos.

4. Resultados

No presente capítulo serão apresentados os resultados obtidos para os diversos modelos. Primeiramente serão apresentadas as estatísticas descritivas com o propósito de comparar as variáveis financeiras de cada grupo. Em seguida serão analisados os resultados das estimações e consequentemente a validação das hipóteses.

O *software* econométrico utilizado para a elaboração das estimações foi o *EViews 12*.

4.1. Estatísticas descritivas

Inicialmente pretende-se examinar as estatísticas descritivas para cada um dos grupos de empresas, de modo a perceber se as variáveis financeiras diferem entre o grupo de empresas saudáveis e o grupo de empresas falidas. Posteriormente será analisado a correlação entre os rácios financeiros com o intuito de perceber se existem ou não problemas de multicolineariedade. Após esta análise existirá uma maior atenção na escolha das variáveis explicativas.

É esperado do ponto de vista financeiro que as empresas saudáveis apresentem maiores níveis de atividade, cobertura, liquidez e rentabilidade face às empresas falidas. Contudo ao nível do endividamento é expectável que as empresas saudáveis apresentem valores de endividamento mais baixos quando comparado com o grupo de empresas falidas.

Nas tabelas abaixo é possível observar os valores médios e medianos e ainda o desvio padrão para cada um dos grupos. Quando analisamos a média e a mediana, verificamos que o grupo de empresas falidas manifesta características diferentes do grupo de empresas saudáveis. Os rácios das empresas falidas pertencentes à categoria da Atividade apresentam em média valores mais elevados, o que não vai de encontro ao esperado. No entanto quando analisamos a mediana, observamos que os valores entre os dois grupos de empresas são muito próximos e em alguns casos o valor da mediana é superior para as empresas ativas, evidenciando que 50% das empresas saudáveis apresentam valores de atividade mais elevados. Uma outra razão para este resultado está associada ao facto de existir muita dispersão dos valores para as empresas falidas, é possível observar isso através do desvio padrão. Na categoria da cobertura financeira, é possível constatar que as empresas saudáveis apresentavam valores fracamente mais elevados quando comparado com os valores das empresas falidas. Os rácios EBIT/despesas com Juros e EBITDA/despesas com Juros apresentam os seguintes valores médios para o grupo das

empresas falidas, -3209,93 e -2735,51 respectivamente. Nesta amostra verifica-se que as empresas falidas apresentam em média, valores mais elevados de endividamento, isto vai de encontro ao esperado uma vez que estas empresas manifestam uma maior dependência por parte de terceiros. Quanto à liquidez as empresas saudáveis evidenciam ligeiramente uma maior liquidez face às empresas falidas, destacando o rácio “Fundo de Maneio/Ativo Total”, para as empresas ativas esta rácio é de -0,11 e para as empresas falidas o rácio apresenta um valor de -88,36. Por fim, no que concerne à categoria da rentabilidade, em média os rácios das empresas falidas apresentam valores mais baixos, revelando uma baixa capacidade de gerar lucros o que vai de encontro ao esperado.

Rácio	Média	Mediana	Desvio Padrão
Ativo Corrente/Passivo Corrente	2,77	1,02	96,47
Ativo Corrente/Volume negócios	65,96	0,23	14730,78
Capital Próprio/ Total Passivo	1,69	0,28	89,30
Caixa/Total Ativo	0,17	0,09	0,21
EBIT/Total Ativo	0,01	0,04	0,80
EBIT/ Despesa com Juros	931,27	2,81	153953,50
EBIT/ Volume Negócios	-5,00	0,02	1172,11
EBITDA/Total Ativo	0,07	0,09	0,81
EBITDA/Despesa com Juros	1911,11	7,19	200449,80
Fundo de Maneio/Total Ativo	-0,11	0,01	1,69
Passivo Corrente/Total Passivo	0,63	0,67	0,30
Total Passivo/ Total Ativo	0,97	0,78	2,50
Resultado Líquido/Total Ativo	-0,02	0,01	0,78
Vendas/Total Ativo	2,24	1,66	9,17
Volume Negócios/Ativo Corrente	10,30	4,27	1196,00
Volume Negócios/ Total Ativo	2,28	1,70	9,20

Tabela 8 - Estatísticas Descritivas das Empresas Saudáveis

Rácio	Média	Mediana	Desvio Padrão
Ativo Corrente/Passivo Corrente	251,96	0,72	53940,87
Ativo Corrente/Volume negócios	625,02	0,23	30125,73
Capital Próprio/ Total Passivo	231,93	0,03	53567,14
Caixa/Total Ativo	0,18	0,09	0,67
EBIT/Total Ativo	-71,94	-0,03	11927,85
EBIT/ Despesa com Juros	-3209,93	-2,00	122502,20
EBIT/ Volume Negócios	-173,13	-0,02	7701,05
EBITDA/Total Ativo	-84,71	0,01	13001,47
EBITDA/Despesa com Juros	-2735,51	1,60	121102,00
Fundo de Maneio/Total Ativo	-88,36	-0,15	11714,77
Passivo Corrente/Total Passivo	0,72	0,86	0,32
Total Passivo/ Total Ativo	133,41	0,97	17139,28
Resultado Líquido/Total Ativo	-78,09	-0,04	12807,45
Vendas/Total Ativo	126,50	1,68	27758,64
Volume Negócios/Ativo Corrente	136,01	4,10	27728,38
Volume Negócios/ Total Ativo	129,14	1,74	27696,73

Tabela 9 - Estatísticas Descritivas das Empresas Falidas

O carácter específico de cada empresa será categorizado por 5 grupos, são eles: Atividade, Cobertura, Endividamento, Liquidez e Rentabilidade, este foi um tópico debatido por diversos autores ao longo da literatura. Inicialmente será desenvolvido um modelo com um rácio de cada categoria para evitar problemas de multicolinearidade. Para isso efetuou-se uma análise da matriz de correlações (tabela 17 em anexo), que tem como objetivo seleccionar variáveis que não tenham correlações muito elevadas de maneira que as variáveis seleccionadas expliquem coisas diferentes, eliminando assim o efeito de multicolinearidade.

É possível observar na tabela 10 as variáveis financeiras que foram seleccionadas para cada categoria:

Categoria	Rácios
Cobertura	EBIT/Despesa com Juros
Liquidez	Fundo de Maneio/Total Ativo
Endividamento	Total Passivo/Total Ativo
Atividade	Vendas/Total Ativo
Rentabilidade	EBIT/Volume Negócios

Tabela 10 – Variáveis financeiras seleccionadas

4.2 Modelos econométricos

4.2.1 Modelo com variáveis financeiras

Na tabela 11 é visível os resultados para o primeiro modelo. As variáveis explicativas introduzidas em primeiro lugar foram os rácios financeiros de modo a traçar o perfil financeiro de cada empresa.

Foi usada uma abordagem robusta de variâncias e covariância Huber-White por forma a considerar a heterocedasticidade, garantindo assim a consistência dos estimadores dos coeficientes.

Os resultados serão apresentados para 1 ano antes da falência dos restaurantes.

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-3.329504	0.044646	-74.57496	0.0000
EBIT/Despesa com Juros	-8.48E-07	6.31E-07	-1.343540	0.1791
Fundo de Maneio/Total Ativo	-0.085207	0.016472	-5.172951	0.0000
Total Passivo/Total Ativo	0.043076	0.012519	3.440726	0.0006
Vendas/Total Ativo	0.004895	0.019999	0.244766	0.8066
EBIT/Volume Negócios	-0.000582	0.000317	-1.834547	0.0666
McFadden R-squared	0.029358	Mean dependent var		0.038506
S.D. dependent var	0.192416	S.E. of regression		0.190198
Akaike info criterion	0.316833	Sum squared resid		5564.213
Schwarz criterion	0.317221	Log likelihood		-24361.46
Hannan-Quinn criter.	0.316948	Restr. deviance		50196.58
Restr. log likelihood	-25098.29	LR statistic		1473.654
Avg. log likelihood	-0.158377	Prob(LR statistic)		0.000000
Obs with Dep=0	147896	Total obs		153819
Obs with Dep=1	5923			

Tabela 11 – Modelo com variáveis financeiras

Na Tabela 11 verificamos que os sinais das variáveis vão de encontro ao esperado, com a exceção da variável “Vendas/Total Ativo” associada à categoria de Atividade, ainda assim é possível observar que esta variável não é estatisticamente significativa, contudo é expectável que com a introdução de novas variáveis o sinal se altere.

É possível constatar que para o setor da restauração a probabilidade de falência aumenta com um menor nível de cobertura (EBIT/Despesa com Juros), de liquidez (Fundo de Maneio/ Total Ativo) e de Rentabilidade (EBIT/Volume Negócios). A probabilidade de

falência também aumenta com um maior nível de endividamento (Total Passivo/Total Ativo), o que vai de encontro ao esperado, pois as empresas falidas tendem a depender mais de terceiros.

Atendendo agora ao nível de significância individual, verificamos que as variáveis associadas à cobertura e à atividade não são estatisticamente significativas. Já a variável associada à categoria da rentabilidade influencia a probabilidade de falência ao nível de significância de 10%. As restantes variáveis são estatisticamente significativas ao nível de significância de 1%. É ainda possível identificar que o modelo é estatisticamente significativo a 1% ao nível de significância estatística global do modelo. [Prob(LR statistic)=0.000000].

Portanto, a hipótese H1 é validada para 3 variáveis uma vez que apenas as variáveis Vendas/Total Ativo e EBIT/Despesas com Juros não apresentam significância estatística individual.

4.2.2 Modelo com variáveis não financeiras

Em seguida decidiu-se introduzir duas variáveis não financeiras, são elas a idade da empresa e número de funcionários. É expectável que este incremento aumente o poder explicativo do modelo.

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.742861	0.143534	5.175492	0.0000
EBIT/Despesa com Juros	-9.66E-07	5.66E-07	-1.707207	0.0878
Fundo de Maneio/Total Ativo	-0.064416	0.020411	-3.155949	0.0016
Total Passivo/Total Ativo	0.045119	0.013958	3.232373	0.0012
Vendas/Total Ativo	-0.003820	0.013871	-0.275403	0.7830
EBIT/Volume Negócios	-7.29E-05	4.86E-05	-1.500870	0.1334
Idade da Empresa	-0.211232	0.010668	-19.80138	0.0000
Logaritmo (Número Funcionários)	-0.536097	0.018834	-28.46391	0.0000
McFadden R-squared	0.198040	Mean dependent var		0.029101
S.D. dependent var	0.168092	S.E. of regression		0.151247
Akaike info criterion	0.211189	Sum squared resid		3484.443
Schwarz criterion	0.211710	Log likelihood		-16077.07
Hannan-Quinn criter.	0.211344	Deviance		32154.14
Restr. deviance	40094.46	Restr. log likelihood		-20047.23
LR statistic	7940.325	Avg. log likelihood		-0.105542
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	147896	Total obs		152329
Obs with Dep=1	4433			

Tabela 12 – Modelo com variáveis não financeiras

Observando o R-Squared é possível constatar imediatamente que a introdução de novas variáveis melhorou o ajustamento do modelo. Anteriormente o coeficiente de determinação (R^2) era de 2,9% agora o R^2 aumentou significativamente para 19,8% atendendo às variáveis adicionadas.

O sinal das variáveis não financeiras vai de encontro ao esperado sendo este sinal negativo, ou seja, quanto mais antiga e mais empregados tiver a empresa menor será a probabilidade de esta falir. Neste novo modelo, todas as variáveis financeiras apresentam os sinais esperados. Decidiu-se logaritmizar o número de funcionário por forma a obter melhores resultados.

Em relação ao nível de significância individual destas duas variáveis, número de empregados e idade da empresa, existe evidência estatística para o nível de significância de 1%, assim verifica-se a hipótese H2.

Podemos concluir, que a probabilidade de falência no setor da restauração depende de variáveis financeiras e não financeiras, visto que a maioria das variáveis independentes são estatisticamente significativas, o que vai de encontro a estudos realizados anteriormente.

4.2.3 Modelo com variáveis macroeconómicas

No modelo abaixo foram incrementadas variáveis macroeconómicas com o intuito de perceber se estas variáveis aumentavam a capacidade preditiva do modelo. Como variáveis macroeconómicas foram introduzidas a taxa de variação média de inflação, a taxa de crescimento real do PIB e a taxa de juro.

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	2.446217	0.137176	17.83269	0.0000
EBIT/Despesa com Juros	-1.12E-06	6.01E-07	-1.855197	0.0636
Fundo de Maneio/Total Ativo	-0.077121	0.020746	-3.717398	0.0002
Total Passivo/Total Ativo	0.051118	0.009973	5.125496	0.0000
Vendas/Total Ativo	-0.007512	0.001485	-5.056675	0.0000
EBIT/Volume Negócios	-0.000141	4.45E-05	-3.172981	0.0015
Idade da Empresa	-0.192428	0.009660	-19.92044	0.0000
Logaritmo (Número Funcionários)	-0.567907	0.019319	-29.39677	0.0000
Taxa de inflação	0.250692	0.018067	13.87579	0.0000
Taxa de crescimento real do PIB	-0.161533	0.016674	-9.687525	0.0000
Taxa de juro	-0.990603	0.024184	-40.96059	0.0000
McFadden R-squared	0.293122	Mean dependent var		0.029188
S.D. dependent var	0.168335	S.E. of regression		0.145738
Akaike info criterion	0.186633	Sum squared resid		3225.538
Schwarz criterion	0.187352	Log likelihood		-14161.46
Hannan-Quinn criter.	0.186847	Deviance		28322.91

Restr. deviance	40067.61	Restr. log likelihood	-20033.80
LR statistic	11744.70	Avg. log likelihood	-0.093244
Prob(LR statistic)	0.000000		
Obs with Dep=0	147442	Total obs	151875
Obs with Dep=1	4433		

Tabela 13 – Modelo com variáveis Macroeconómicas

Os resultados revelam que as 3 variáveis macroeconómicas são estatisticamente significativas para o nível de significância de 1%, conduzindo ao aumento da capacidade preditiva do modelo. Relativamente aos sinais destas variáveis, tanto a taxa de crescimento real do PIB como a taxa de variação média de inflação apresentam o sinal de acordo com o esperado, ou seja, períodos com taxas de crescimento real do PIB mais baixas e taxas de inflação mais altas aumentam a falência dos restaurantes na UE. Estes resultados são semelhantes aos resultados evidenciados ao longo da literatura, assim podemos afirmar que o contexto económico influencia a falência das empresas.

Quanto ao sinal da taxa de juro, para esta amostra o sinal não vai de encontro ao esperado, sendo necessário compreender melhor as características específicas do setor para se obter este resultado. Estes resultados indicam que um aumento das taxas de juro um ano antes de ocorrer a falência diminui a probabilidade de determinada empresa falir. Isto poderá ser uma característica específica para o setor da restauração.

Com a introdução das variáveis macroeconómicas verificamos que todas as variáveis são estatisticamente significativas para o nível de significância de 1%, com a exceção da variável financeira associada à categoria da cobertura que só é estatisticamente significativa para um nível de significância de 10%. Assim, globalmente as variáveis explicam a falência dos restaurantes na UE.

No que respeita às variáveis financeiras e não financeiras é possível observar que quanto maior for a cobertura, liquidez, atividade, rentabilidade, idade da empresa e o número de funcionários menor será a probabilidade de determinada empresa falir. Relativamente ao nível de endividamento, maior será a probabilidade de uma empresa falir com o aumento do endividamento.

Por fim, podemos concluir que um modelo que considera variáveis financeiras, não financeiras e macroeconómicas consegue explicar melhor a falência das empresas. No

modelo anterior (tabela 12) só tinham sido introduzidas variáveis financeiras e não financeiras, aí o R^2 era de 19,8%, agora com a introdução de variáveis com diferentes naturezas, neste caso, variáveis macroeconómicas o R^2 passou para 29,3%, conforme a tabela 13. Assim, variáveis financeiras, não financeiras e macroeconómicas explicam 29,3% da probabilidade de determinada empresa falir, existe desta forma um aumento na qualidade de ajustamento do modelo, verificando-se a hipótese H3.

A melhoria do poder explicativo do modelo também pode ser vista através dos indicadores AIC, BIC e HQC, consequentemente quanto mais baixos forem estes indicadores melhor será a capacidade preditiva do modelo. Na tabela 12 é possível observar que os valores de AIC, BIC e HQC eram de 0,211189, 0,211710 e 0,211344, respetivamente. Com a introdução de variáveis macroeconómicas os valores de AIC, BIC e HQC passaram a ser de 0,186633, 0,187352 e 0,186847, respetivamente, evidenciando esta melhoria.

Os resultados obtidos evidenciam que a inclusão de variáveis de natureza macroeconómica aumenta o poder preditivo do modelo de previsão de falências para o setor da restauração na UE.

4.2.4 Modelo com a variável relacionada com o setor da restauração

Ao longo da literatura foram vários os autores que consideram importante a inclusão de um conjunto de variáveis de natureza variada. Desta forma, optou-se por incluir uma variável relacionada com o setor da restauração, mais concretamente o “número de turistas”.

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	2.827864	0.145671	19.41272	0.0000
EBIT/Despesa com Juros	-1.13E-06	6.00E-07	-1.878947	0.0603
Fundo de Maneio/Total Ativo	-0.075985	0.021225	-3.579984	0.0003
Total Passivo/Total Ativo	0.051571	0.010330	4.992312	0.0000
Vendas/Total Ativo	-0.007416	0.001519	-4.882037	0.0000
EBIT/Volume Negócios	-0.000136	4.40E-05	-3.079556	0.0021
Idade da Empresa	-0.189283	0.009718	-19.47701	0.0000
Logaritmo (Número Funcionários)	-0.574028	0.019830	-28.94751	0.0000
Taxa de inflação	0.289758	0.018983	15.26435	0.0000
Taxa de crescimento real do PIB	-0.248589	0.021206	-11.72239	0.0000
Taxa de juro	-1.111547	0.029403	-37.80353	0.0000
Número de Turistas	-0.002834	0.002730	-1.038102	0.2992
McFadden R-squared	0.292476	Mean dependent var		0.028610
S.D. dependent var	0.166707	S.E. of regression		0.144469
Akaike info criterion	0.183942	Sum squared resid		3083.435
Schwarz criterion	0.184746	Log likelihood		-13576.51

Hannan-Quinn criter.	0.184182	Deviance	27153.03
Restr. deviance	38377.55	Restr. log likelihood	-19188.77
LR statistic	11224.52	Avg. log likelihood	-0.091890
Prob(LR statistic)	0.000000		
Obs with Dep=0	143521	Total obs	147748
Obs with Dep=1	4227		

Tabela 14 – Modelo com a variável específica do setor da restauração

Na tabela 14 é possível verificar que a introdução da variável, número de turistas, não melhorou o ajustamento do modelo, uma vez que o coeficiente de determinação baixou de 29,3% para 29,2%, contudo estamos perante uma diferença muito residual.

Através dos resultados obtidos é possível constatar que esta última variável apresenta um sinal negativo o que vai de encontro ao esperado, ou seja, quantos mais turistas um país tiver menor será a probabilidade de um restaurante falir, uma vez que os turistas tendem a aumentar a receita dos restaurantes. Todavia esta variável não é estatisticamente significativa, portanto a hipótese H4 não é validada, apesar de o coeficiente estimado apresentar o sinal correto. Este resultado pode ser justificado com a pandemia uma vez que a nossa amostra compreende um horizonte temporal de 2012 a 2020, neste último ano é possível contatar através do gráfico 1 um decréscimo do número de turistas consequência do encerramento das fronteiras entre os vários países, enviesando desta forma os resultados.

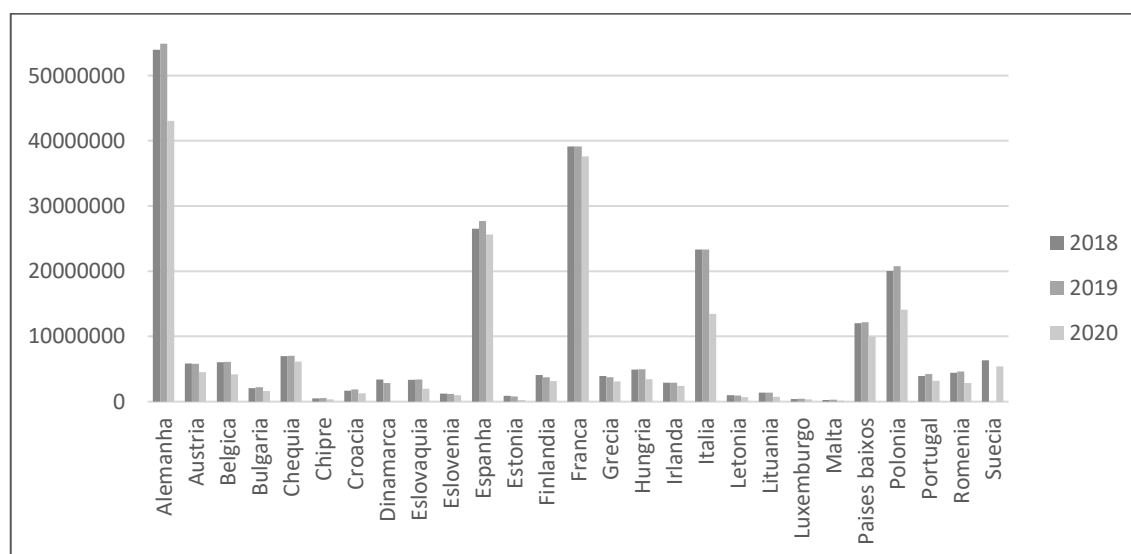


Gráfico 1 – Número de turistas entre os anos de 2018-2020

A pandemia covid-19 impactou economicamente o setor da restauração em virtude do confinamento territorial da população, que acabou por criar uma certa insegurança para os consumidores do turismo global.

Relativamente às restantes variáveis, verificamos que todas apresentam resultados semelhantes ao do modelo anterior, mantendo-se o sinal e a significância individual das mesmas.

Posto isto, é crucial os restaurantes estarem atentos aos níveis de liquidez, atividade, cobertura, rentabilidade e endividamento pois estes são fatores que podem afetar a sua durabilidade no mercado. É ainda importante terem uma boa capacidade de adaptação por forma a tomarem decisões atempadamente, no que diz respeito ao contexto económico de determinado país.

4.3. Modelos econométricos alternativos

Neste capítulo serão abordados 2 modelos econométricos alternativos. Decidiu-se criar esta secção uma vez que, em nenhum dos modelos anteriores foi possível obter todas as variáveis com os sinais esperados.

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.713629	0.144389	4.942401	0.0000
EBIT/Despesa com Juros	-9.67E-07	5.64E-07	-1.713668	0.0866
Fundo de Maneio/Total Ativo	-0.064350	0.020468	-3.143902	0.0017
Total Passivo/Total Ativo	0.045210	0.014025	3.223569	0.0013
Vendas/Total Ativo	-0.003863	0.013816	-0.279572	0.7798
EBIT/Volume Negócios	-7.13E-05	4.89E-05	-1.458467	0.1447
Idade da Empresa	-0.211033	0.010662	-19.79211	0.0000
Logaritmo (Número Funcionários)	-0.534670	0.018851	-28.36268	0.0000
Taxa de inflação	0.025505	0.011275	2.262133	0.0237
McFadden R-squared	0.197701	Mean dependent var		0.029188
S.D. dependent var	0.168335	S.E. of regression		0.151478
Akaike info criterion	0.211781	Sum squared resid		3484.653
Schwarz criterion	0.212369	Log likelihood		-16073.10
Hannan-Quinn criter.	0.211956	Deviance		32146.20
Restr. deviance	40067.61	Restr. log likelihood		-20033.80
LR statistic	7921.412	Avg. log likelihood		-0.105831
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	147442	Total obs		151875
Obs with Dep=1	4433			

Tabela 15 – Modelo alternativo 1

No primeiro modelo alternativo é visível que todas as variáveis apresentam um sinal em conformidade com o esperado. Isto significa que a probabilidade de um restaurante entrar

em falência aumenta quanto maior for o nível de endividamento deste, e quanto maior for a inflação num determinado países da UE. Consequentemente, quanto maior for a atividade, cobertura, liquidez, rentabilidade, idade da empresa e nº de funcionários menor será a probabilidade de falência, pois os restaurantes serão mais eficientes nos seus serviços conseguindo desta forma alcançar uma melhor condição financeira.

Posto isto, só foi introduzida uma variável macroeconómica, a taxa de inflação, por ser a única a apresentar o sinal adequado, ou seja, níveis elevados de inflação tendem a prejudicar a receita dos restaurantes, conduzindo à falência destes.

Ao nível da significância individual é possível observar que as variáveis relacionadas com a categoria da atividade e da rentabilidade não são estatisticamente significativas. Já as variáveis “EBIT/Despesas com Juros” e “taxa de inflação” são estatisticamente significativas para um nível de significância de 10% e 5%, respetivamente. Todas as outras variáveis são estatisticamente significativas para o nível de significância de 1%.

Na tabela 15 é possível comprovar que o coeficiente de determinação baixou quando comparado ao modelo anterior (tabela 14). Assim, as variáveis presentes no modelo supra explicam apenas 19,8% da probabilidade de determinada empresa falir.

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.671102	0.143697	4.670261	0.0000
EBIT/Despesa com Juros	-9.67E-07	5.83E-07	-1.658488	0.0972
Fundo de Maneio/Total Ativo	-0.065677	0.020001	-3.283592	0.0010
Total Passivo/Total Ativo	0.044405	0.013106	3.388242	0.0007
Vendas/Total Ativo	-0.004593	0.011396	-0.403046	0.6869
EBIT/Volume Negócios	-7.49E-05	4.90E-05	-1.529084	0.1262
Idade da Empresa	-0.207372	0.010775	-19.24593	0.0000
Logaritmo (Número Funcionários)	-0.529102	0.019463	-27.18484	0.0000
Número de Turistas	-0.000131	0.002688	-0.048817	0.9611
McFadden R-squared	0.194219	Mean dependent var		0.028610
S.D. dependent var	0.166707	S.E. of regression		0.150514
Akaike info criterion	0.209424	Sum squared resid		3346.954
Schwarz criterion	0.210027	Log likelihood		-15461.96
Hannan-Quinn criter.	0.209603	Deviance		30923.91
Restr. deviance	38377.55	Restr. log likelihood		-19188.77
LR statistic	7453.635	Avg. log likelihood		-0.104651
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	143521	Total obs		147748
Obs with Dep=1	4227			

Tabela 16 – Modelo alternativo 2

Neste segundo modelo temos uma estimação constituída por 5 variáveis financeiras associadas a 5 categorias, 2 variáveis não financeiras e uma variável relacionada com o setor de atividade, mais concretamente o número de turistas.

Na tabela 16 é possível constatar que uma afluência de turistas num determinado país reduz a probabilidade de os restaurantes entrarem em falência, uma vez que o sinal desta variável é negativo.

Relativamente à significância individual é possível observar que as variáveis “Vendas/Total Ativo”, “EBIT/Volume Negócios” e o número de turistas não são estatisticamente significativas. Já a variável relacionada com a cobertura só é estatisticamente significativa para um nível de significância de 10%. As restantes variáveis são estatisticamente significativas para um nível de significância de 1%.

Ao nível da significância estatística global do modelo, percebe-se que este modelo é estatisticamente significativo a 1%. [Prob(LR statistic)=0.000000].

Por fim, constatamos que o coeficiente de determinação baixou face ao modelo anterior (tabela 15). Assim, as variáveis presentes no modelo só explicam 19,4% da probabilidade de determinada empresa falir.

5. Conclusão

Este trabalho teve como principal objetivo estudar a falência de empresas do setor da restauração na EU-27 com recurso a variáveis de diferentes naturezas. Inicialmente foram analisados rácios contabilísticos, depois variáveis não financeiras, posteriormente variáveis macroeconómicas e por fim foi introduzida uma variável relacionada com o setor de atividade.

Como foi abordado ao longo de toda a literatura, a previsão de falência é de extrema importância não só para as empresas, mas para o cenário económico em geral, uma vez que é um tema com grande impacto na economia. A previsão de falência possibilita às empresas tomar decisões de forma atempada evitando que estas entrem em falência, assegurando o interesse por parte dos credores, dos sócios, dos funcionários, da própria empresa e de empresas que tenham uma relação empresarial com a mesma.

A presente investigação foi realizada para um horizonte temporal de 8 anos (2012 a 2020). Foi através da base de dados *ORBIS* que foram retiradas as variáveis financeiras e não financeiras. Já as variáveis macroeconómicas e relacionada com o setor de atividade foram retiradas da base de dados *Eurostat*. A amostra foi composta por 2 grupos de empresas, as empresas saudáveis e falidas. O grupo das empresas ativas foi retirada da base de dados com o estado “Active”, este grupo apresenta 8 anos seguidos de dados contabilísticos. O grupo das empresas falidas é constituído por empresas com as seguintes definições “*In liquidation*”, “*Bankruptcy*” e “*Dissolved*”. A amostra final foi constituída por um total de 27.681 empresas, das quais 8.954 se encontram falidas, representando um total de 32% da amostra. Todas as empresas pertencentes ao setor da restauração têm por base o CAE 56, de acordo com a base de dados *ORBIS*.

Através das estatísticas descritivas conseguimos observar diferenças entre os dois grupos de empresas, verificamos que as empresas ativas apresentavam maior cobertura, maior liquidez e maior rentabilidade face ao grupo de empresas falidas, evidenciando uma maior capacidade para cumprir as obrigações financeiras e de gerar lucro ao longo do tempo. Foi ainda possível constatar que o grupo de empresas falidas apresenta maiores níveis de endividamento, representando assim uma maior dependência de terceiros.

De acordo com a nossa amostra conseguimos concluir que as variáveis financeiras ajudam a prever a falência dos restaurantes para a UE-27. Os rácios financeiros confirmam que

restaurantes com menores níveis de endividamento e maiores níveis de atividade, cobertura, liquidez e rentabilidade terão menor probabilidade de falir. Posto isto, foram introduzidas variáveis não financeiras, a idade da empresa e o número de funcionários, e concluímos que quanto mais idade e mais funcionários tiverem os restaurantes, menor será a probabilidade de estes falirem, uma vez que restaurantes mais antigos e com mais funcionários já estarão inseridos no mercado tornando-se mais estáveis e resistentes.

No que diz respeito às variáveis macroeconómicas conclui-se que baixas taxas de crescimento real do PIB, altas taxas de inflação e baixas taxas de juro contribuem para uma maior probabilidade de falência, quando analisado para os restaurantes da UE-27. As três variáveis mostraram ser estatisticamente significativas, desta forma constatou-se que existe evidência estatística de que estas variáveis melhoram o ajustamento do modelo. Assim, uma economia em crescimento impulsiona novas oportunidades de negócios e ainda o crescimento dos negócios já existentes.

Relativamente à variável relacionada com o setor de atividade, o número de turistas, podemos concluir que quantos mais turistas um país tiver menor será a probabilidade de um restaurante falir, este resultado vai de encontro ao esperado uma vez que os turistas tendem a aumentar a receita dos restaurantes. Esta variável, todavia, não mostrou ser estatisticamente significativa, uma justificação para isto está relacionada com a pandemia covid-19 que afetou todo o mundo, e o setor da restauração não foi exceção. No ano de 2020 vários países tiveram de fechar fronteiras diminuindo assim os turistas entre os vários países da UE.

Neste estudo foram ainda elaborados dois modelos alternativos, por forma a obter uma estimações só com variáveis com os sinais esperados. Constatamos que a exclusão de algumas variáveis macroeconómicas diminuiu o poder explicativo dos modelos alternativos.

Posto isto, é possível afirmar que a combinação de variáveis de diferentes naturezas aumenta o poder preditivo do modelo de previsão de falência para o setor da restauração na EU-27.

Uma das limitações deste estudo está associada ao horizonte temporal, não foi possível analisar mais detalhadamente o efeito da pandemia covid-19, uma vez que os dados mais recentes que se conseguiram obter foi para o ano 2020, início da pandemia. Para um estudo futuro seria interessante alargar o horizonte temporal por forma a analisar o efeito da

pandemia nas falências das empresas, uma vez que esta acabou por retrair a população global. Uma outra limitação esta relacionada com o facto de a variável taxa de juro não apresentar o sinal esperado, assim acredita-se que a inclusão de mais variáveis macroeconómicas e relacionadas com o setor de atividade melhorem o ajustamento do modelo.

Para pesquisas futuras sugere-se a inclusão de mais variáveis não financeiras e macroeconómicas, por exemplo a localização e a taxa de desemprego. Seria também interessante introduzir uma variável *dummy* para analisar a previsão de falência antes e depois da pandemia. Além disso, investigações futuras poderão prever a falência para mais de um ano de antecedência.

Em suma, acredita-se que esta investigação contribui para a literatura uma vez que existem poucos estudos sobre a previsão de falência para o setor da restauração e ainda, por clarificar melhor alguns fatores que contribuem para a falência dos restaurantes.

Bibliografia

- Altman, E. (1983). WHY BUSINESSES FAIL. *Journal of Business Strategy*, 3(4), 15-21. doi:doi:10.1108/eb038985
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of banking & finance*, 1(1), 29-54.
- Altman, E. I., Hartzell, J., & Peck, M. (1995). A scoring system for emerging market corporate debt. *Salomon Brothers*, May, 15, 1995.
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy - Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modeling credit risk for SMEs: evidence from the US market. In *Managing and Measuring Risk: Emerging Global Standards and Regulations After the Financial Crisis* (pp. 251-279).
- Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). The Value of non-financial information in SME risk management. *Journal of Credit Risk*
- AKAY, E. Ç., & TİMUR, B. (2017). Kadın ve erkeklerin mutluluğunu etkileyen faktörlerin geliştirilmiş sıralı logit modeli ile analizi. *Sosyal Bilimler Araştırma Dergisi*, 6(3), 88-105.
- Antunes, F., Ribeiro, B., & Pereira, F. (2017). Probabilistic modeling and visualization for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing*, 60, 831-843.
- Ashraf, S., GS Félix, E., & Serrasqueiro, Z. (2019). Do traditional financial distress prediction models predict the early warning signs of financial distress?. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2), 55.
- Beaver, W. H. (1966). "Financial ratios as predictors of failure". *Journal of accounting research*, 71-111.
- Becerra-Vicario, R., Alaminos, D., Aranda, E., & Fernández-Gámez, M. A. (2020). Deep recurrent convolutional neural network for bankruptcy prediction: A case of the restaurant industry. *Sustainability*, 12(12), 5180.
- Bilderbeek, J. (1979). Empirical-study of the predictive ability of financial ratios in the netherlands. *Zeitschrift fur Betriebswirtschaft*, 49(5), 388-407.
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1-25. doi:10.2307/2490525
- Boyacioglu, M., Kara, Y., & Baykan, O. (Ed.). (2008). Predicting bank financial failures using neural networks, support vector machines and multivariate statistical methods: A comparative analysis in the sample of savings deposit insurance fund (SDIF) transferred banks in turkey. *Experts Systems with Applications*, 36(2), 3355–3366.

- Bruneau, C., de Bandt, O., & El Amri, W. (2012). Macroeconomic fluctuations and corporate financial fragility. *Journal of Financial Stability*, 8(4), 219-235.
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European accounting review*, 13(3), 465-497.
- Chen, Z., Chen, W., & Shi, Y. (2020). Ensemble learning with label proportions for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 146, 113155.
- Cohen, B. (1997). The "WOW" Effect: How One Restaurateur Continues to Delight Customers. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, 38(2), 74-81.
- Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of accounting research*, 167-179.
- Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 7(2), 1477-1493.
- Eisenbeis, R. A. (1977). Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics. *The Journal of Finance*, 32(3), 875-900.
- Europeu, P. (014). Obtido de República Portuguesa: <https://www.sgeconomia.gov.pt/destaques/parlamento-europeu-organiza-conferencia-sobre-turismo-a-27-de-setembro.aspx>
- Fernández, M. A., Laguillo, G., del Castillo, A., & Becerra, R. (2019). Focused vs unfocused models for bankruptcy prediction: Empirical evidence for Spain. *Contaduría y Administración*, 64(2), e96.
- García, A., & Fernández Miguélez, S. M. (2021). Predictive potential of the global bankruptcy models in the tourism industry. *Tourism & Management Studies*, 17(4).
- Gemar, G., Soler, I. P., & Guzman-Parra, V. F. (2019). Predicting bankruptcy in resort hotels: a survival analysis. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.
- Gombola, M. J., Haskins, M. E., Ketz, J. E., & Williams, D. D. (1987). Cash flow in bankruptcy prediction. *Financial Management*, 55-65.
- Gu, Z. (2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *International Journal of Hospitality Management*, 21(1), 25-42.
- Gu, Z., & Gao, L. (2000). A multivariate model for predicting business failures of hospitality firms. *Tourism and Hospitality Research*, 2(1), 37-49.
- Hamdi, M., & Mestiri, S. (2014). Bankruptcy prediction for Tunisian firms: An application of semi-parametric logistic regression and neural networks approach. *Economics Bulletin*, 34(1), 133-143.
- Hamer, M. M. (1983). Failure prediction: sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable sets. *Journal of accounting and public policy*, 2(4), 289-307.
- Horváthová, J., Mokrišová, M., & Petruška, I. (2021). Selected Methods of Predicting Financial Health of Companies: Neural Networks Versus Discriminant Analysis. *Information*, 12(12), 505.

- Hossari, G., & Rahman, S. (2005). A comprehensive formal ranking of the popularity of financial ratios in multivariate modeling of corporate collapse. *Journal of the American academy of business*, 6(1), 321-327.
- Hu, H. H., Parsa, H. G., & Self, J. (2010). The dynamics of green restaurant patronage. *Cornell Hospitality Quarterly*, 51(3), 344-362.
- Jackson, R. H., & Wood, A. (2013). The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. *The British Accounting Review*, 45(3), 183-202.
- Jing, Z., & Fang, Y. (2018). Predicting US bank failures: A comparison of logit and data mining models. *Journal of Forecasting*, 37(2), 235-256.
- Keasey, K., & Watson, R. (1987). Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: A test of Argenti's hypotheses. *Journal of Business Finance & Accounting*, 14(3), 335-354.
- Kim, H., & Gu, Z. (2006). Predicting restaurant bankruptcy: A logit model in comparison with a discriminant model. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 30(4), 474-493.
- Kim, S. Y. (2011). Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, artificial neural network, logistic regression, and multivariate discriminant analysis. *The Service Industries Journal*, 31(3), 441-468.
- Kim, S. Y., & Upneja, A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision tree and AdaBoosted decision tree models. *Economic Modelling*, 36, 354-362.
- Lee, M. C. (2014). Business bankruptcy prediction based on survival analysis approach. *AIRCC's International Journal of Computer Science and Information Technology*, 6(2), 103-119.
- Lehmann, B., (2003), "Is it worth the while? The relevance of qualitative information in credit rating", Working paper University of Konstanz.
- Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: a re-evaluation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of economics and Business*, 51(4), 347-364.
- Liou, D. K., & Smith, M. (2006). Macroeconomic variables in the identification of financial distress. Available at SSRN 900284
- Lussier, R. N. (1995). A nonfinancial business success versus failure prediction mo. *Journal of Small Business Management*, 33(1), 8.
- Mai, F., Tian, S., Lee, C., & Ma, L. (2019). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures. *European journal of operational research*, 274(2), 743-758.
- Mensah, Y. M. (1984). An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study. *Journal of accounting research*, 380-395.
- Neophytou, E., & Molinero, C. M. (2004). Predicting corporate failure in the UK: A multidimensional scaling approach. *Journal of Business Finance & Accounting*, 31(5-6), 677-710.
- Ooghe°, H., Joos°, P., & De Bourdeaudhuij°, C. (1995). Financial distress models in Belgium: the results of a decade of empirical research. *Int J Acctg*, 30, 245-274.

- Pacheco, L. (2015). SMEs probability of default: the case of the hospitality sector. *Tourism & Management Studies*, 11(1), 153-159.
- Pacheco, L. M., Rosa, R., & Oliveira Tavares, F. (2019). Risco de Falência de pme: evidência no setor da construção em Portugal. *innovar*, 29(71), 143-157.
- Piesse, J., & Wood, D. (1992). Issues in assessing MDA models of corporate failure: A research note. *The British Accounting Review*, 24(1), 33-42.
- Somoza, A. (2021). The influence of the vulnerability of sectors on their survival and probability of insolvency: the case of small and medium entities in Spain. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 32.
- Sung, T. K., Chang, N., & Lee, G. (1999). Dynamics of modeling in data mining: interpretive approach to bankruptcy prediction. *Journal of management information systems*, 16(1), 63-85.
- Taffler, R. J., & Tisshaw, H. (1977). Going, going, gone—four factors which predict. *Accountancy*, 88(1003), 50-54.
- Van, M. G., Şehribanoğlu, S., & Van, M. H. (2021). Analysis of The Factors Which Affect Financial Failure and Bankruptcy with Generalized Ordered Logit Model. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 17(1), 63-78.
- Vieira, E., Pinho, C., & Correia, C. (2013). Insolvency prediction in the Portuguese construction industry. *Marmara Journal of European Studies*, 21(2), 143-164.
- Voda, A. D., Dobrotă, G., Țircă, D. M., Dumitrașcu, D. D., & Dobrotă, D. (2021). Corporate bankruptcy and insolvency prediction model. *Technological and Economic Development of Economy*, 27(5), 1039-1056.
- Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34-45.
- Yazdanfar, D., & Nilsson, M. (2008). The bankruptcy determinants of Swedish SMEs. In *ISBE International Entrepreneurship Conference, Belfast, Ireland, November, 4-7, 2008*.
- 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.
- Zavgren, C. (1983). The prediction of corporate failure: the state of the art. *Journal of Accounting Literature*, 2(1), 1-38.

Anexos

	Ativo Corrente/ Passivo Corrente	Ativo Corrente/ Volume negócios	Capital Próprio/ Total Passivo	Caixa/ Total Ativo	EBIT/ Despesa com Juros	EBIT/ Volume Negócios	EBITDA/ Total	EBITDA/ Despesa com Juros	Fundo de Maneio / Total Ativo	Passivo Corrente/ Capital Próprio	Passivo Corrente/ Total Passivo	Total Passivo/ Total Ativo	Vendas/ Total Ativo	Volume Negócios/ Ativo Corrente	Volume Negócios/ Total Ativo	EBIT/ Total Ativo	Resultado Líquido/ Total Ativo
Ativo Corrente/Passivo Corrente	1,000																
Ativo Corrente/Volume negócios	0,000	1,000															
Capital Próprio/ Total Passivo	0,018	0,003	1,000														
Caixa/Total Ativo	0,000	0,001	0,012	1,000													
EBIT/ Despesa com Juros	0,000	0,000	0,001	0,009	1,000												
EBIT/ Volume Negócios	0,000	-0,415	0,000	0,002	0,000	1,000											
EBITDA/Total Ativo	0,000	0,000	0,000	-0,010	0,000	0,000	1,000										
EBITDA/Despesa com Juros	0,000	0,000	0,001	0,008	0,915	0,000	0,000	1,000									
Fundo de Maneio/Total Ativo	0,000	0,000	0,000	-0,009	0,000	0,000	0,992	0,000	1,000								
Passivo Corrente/Capital Próprio	0,000	0,000	0,000	-0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000							
Passivo Corrente/Total Passivo	0,000	-0,003	0,015	0,097	0,006	-0,004	-0,001	0,006	-0,002	-0,002	1,000						
Total Passivo/ Total Ativo	0,000	0,000	0,000	0,010	0,000	0,000	-0,924	0,000	-0,878	0,000	0,000	1,000					
Vendas/Total Ativo	0,000	0,000	0,000	0,007	0,000	0,000	-0,900	0,000	-0,843	0,000	0,003	0,670	1,000				
Volume Negócios/Ativo Corrente	0,000	0,000	0,000	0,007	0,000	0,000	-0,900	0,000	-0,943	0,000	0,002	0,670	1,000	1,000			
Volume Negócios/ Total Ativo	0,000	0,000	0,000	0,007	0,000	0,000	-0,900	0,000	-0,943	0,000	0,003	0,670	1,000	1,000	1,000		
EBIT/Total Ativo	0,000	0,000	0,000	-0,010	0,000	0,000	1,000	0,000	0,992	0,000	-0,001	-0,924	-0,900	-0,800	-0,900	1,000	
Resultado Líquido/Total Ativo	0,000	0,000	0,000	-0,010	0,000	0,000	0,996	0,000	0,978	0,000	-0,001	-0,904	-0,858	-0,859	-0,859	0,996	1,000

Tabela 17 - Matriz correlação das variáveis explicativas