
Modelos de Previsão de Falência em PME's portuguesas de alojamento
turístico

Soraia Batista Marques

Dissertação
Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientado por
Prof. Samuel Cruz Alves Pereira

2022

Agradecimentos

Aos meus pais, em especial à minha mãe, pela paciência nos dias em que eu estava mais difícil. Sem eles não teria chegado ao fim.

Ao meu mano, pela boa disposição e alegria.

Ao Zé Luís, que esteve sempre lá.

À Diana, que desde sempre disse que ia dar.

Ao Ivo e ao Miguel, que me mostraram sempre qual o caminho.

Resumo

O mundo está a mudar cada vez mais rápido. A tecnologia está em constante evolução e consequentemente o mercado é cada vez mais competitivo. As empresas que se adaptam prosperam, no entanto, o risco financeiro associado à incerteza de mudanças rápidas no mercado leva a que algumas empresas não sobrevivam. A necessidade de estudar e compreender o fenómeno de falência empresarial é cada vez maior para que se possa antecipar o acontecimento e, até, preveni-lo. Desta forma é relevante perceber quais os modelos mais eficazes para prever a falência.

O objetivo desta dissertação passa pelo desenvolvimento de um modelo de previsão de falência que se revele eficaz na identificação antecipada do fenómeno para Pequenas e Médias Empresas de alojamento turístico portuguesas. Face a isto, foi desenvolvido um modelo tendo por base uma amostra de 72 empresas portuguesas de alojamento turístico, num período entre 2012 e 2020. Inicialmente foi desenvolvido um modelo logístico onde se recorreu ao método *enter* para determinar o conjunto de variáveis explicativas. Posteriormente, com o mesmo conjunto de variáveis, foi desenvolvido um modelo de análise discriminante multivariada e ambos os modelos foram comparados.

O modelo logit desenvolvido obteve uma capacidade preditiva de 68,8%, superior em 8% à capacidade preditiva obtida pelo modelo de análise discriminante.

Palavras-chave: Modelos de previsão de falência, Falência, PME's, Logit, Análise discriminante

Abstract

The world is changing faster. Technology is constantly evolving and consequently the market is increasingly competitive. Companies that adapt prosper, however, the financial risk associated with the uncertainty of rapid changes in the market means that some companies do not survive. The need to study and understand the corporate bankruptcy phenomenon is increasing so that we can anticipate the event and even prevent it. Thus, it is relevant to understand which models are the most effective in predicting bankruptcy.

The aim of this dissertation is to develop a bankruptcy forecasting model that is effective in the early identification of the phenomenon for Portuguese tourist accommodation SME's. In this sense, a model was developed based on a sample of 72 Portuguese tourist accommodation, from 2012 to 2020. Initially, a logistic model was developed where the enter method was used to determine the set of explanatory variables. Subsequently, with the same set of variables, a multivariate discriminant analysis model was developed and both models were compared.

The logit model developed obtained a predictive capacity of 68.8%, which was 8% higher than the predictive capacity obtained by the discriminant analysis model.

Keywords: Forecasting models of bankruptcy, SMEs, Logit, Discriminant analysis

Abreviaturas

CAE – Classificação das Atividades Económicas

CIRE - Código de Insolvência e da Recuperação de Empresas

INE – Instituto Nacional de Estatística

OMT – Organização Mundial do Turismo

PME's – Pequenas e Médias Empresas

ROA – Rotação do Ativo

SABI – Sistema de Análise de Balanços Ibéricos

VIF – Variation Inflation Factors

Índice

1	Introdução	1
2	Revisão da literatura	3
2.1	Definição de falência	3
2.2	Evolução dos modelos de previsão de falência	4
2.3	Pequenas e médias empresas em Portugal	6
2.4	Alojamento turístico em Portugal	7
3	Metodologia	9
3.1	Descrição de dados	9
3.2	Seleção das variáveis	11
3.3	Estimação	13
4	Resultados	15
5	Conclusão	20
6	Bibliografia	22

1 Introdução

Hoje em dia vivemos numa realidade cada vez mais competitiva, com mudanças económicas mais rápidas e associada a essa incerteza está o aumento do risco financeiro das empresas, o que torna importante a capacidade destas para antecipar acontecimentos futuros.

O risco de falência é um tema que tem vindo a ser estudado desde cedo, é um assunto discutido à volta do mundo uma vez que tem impacto na economia de qualquer país. Não é um acontecimento que ocorre de imediato, mas sim um conjunto de acontecimentos que levam a empresa a decretar falência e, por isso, prever a sua ocorrência tem elevada importância, na medida em que permite aos empresários avaliar a capacidade de uma empresa fazer face aos seus compromissos e diminuir assim a probabilidade de entrada em falência. Atualmente a questão já não é se devemos ou não usar modelos de previsão de falência, mas sim como aumentar a eficácia de cada modelo.

Os primeiros modelos surgiram nos anos 60. Beaver, em 1966, foi o pioneiro neste ramo criando um modelo de análise univariada, no entanto no seu estudo indicou que considerar diversos rácios em simultâneo poderia aumentar a probabilidade de uma melhor previsão do que usando rácios individuais. Com Beaver começou toda a evolução destes modelos e, em 1968, Altman publicou o primeiro estudo multivariado usando a análise discriminante para determinar um modelo com cinco fatores, ficando conhecido como o modelo Z-score, ainda hoje usado.

O presente tema, previsão de falência em PME's portuguesas no setor do alojamento turístico, foi escolhido tendo por base tanto o peso das PME's bem como do setor do turismo no tecido empresarial português.

Segundo dados da Pordata, em 2020, as PME's representavam 99,9% das empresas portuguesas, correspondendo a 1.314.944 empresas, sendo que dessas, 112.294 correspondiam a empresas do setor do turismo, das quais 5183 correspondiam a empresas de alojamento turístico em 2020. EM 2021, verificou-se um aumento neste número, contabilizando-se 6271. De acordo com dados do INE, em 2020, e devido à situação pandémica, verificou-se uma quebra de 63% nas dormidas em alojamentos turísticos. Em 2021 registou-se uma recuperação nas dormidas, um aumento de 52,9% face a 2020, no entanto o efeito da pandemia ainda se faz sentir pelo que torna importante estudar a previsão de falência deste setor. Posto isto, o objetivo desta dissertação passa por desenvolver um

modelo logístico de previsão de falência, tendo por base a literatura existente e evolução dos modelos até à atualidade, aplicado às Pequenas e Médias Empresas no setor do alojamento turístico em Portugal e posteriormente desenvolver um modelo de análise discriminante multivariada aplicado às mesmas variáveis e comparar os dois modelos para assim perceber qual o mais eficiente para o setor em questão e as variáveis financeiras que melhor explicam a ocorrência de falência no alojamento turístico.

Para o desenvolvimento dos modelos, foi construída uma amostra de 72 empresas no setor do alojamento turístico português num período de 2012 a 2020. A amostra foi recolhida da base de dados SABI, de onde foram retiradas 36 empresas insolventes e posteriormente emparelhadas com 36 empresas ativas, tendo em conta a dimensão da empresa e o ano de entrada em insolvência. Os dados financeiros foram também recolhidos da base de dados em questão.

O modelo logit desenvolvido para prever a falência das PME's portuguesas no setor do alojamento turístico alcançou uma capacidade preditiva de 68,8% que é superior à capacidade preditiva do modelo de análise discriminante desenvolvido.

Como forma de organização a dissertação será dividida em três partes principais. A secção 1, contempla a revisão da literatura existente para a temática da previsão de falência e a sua evolução bem como uma análise mais específica ao tema das PME's de alojamento turístico.

Na secção 2 é feita a análise da metodologia utilizada para a abordagem da problemática em estudo. É explicado o modo de construção de amostra, os dados que foram utilizados e o método de seleção das variáveis para estimação do modelo. São também apresentados e discutidos os resultados alcançados.

Por fim, na secção 3 serão discutidas as conclusões finais.

2 Revisão da literatura

2.1 Definição de falência

Segundo a literatura há diversas definições de falência. Este não é um conceito padronizado e aceite por todos os investigadores, varia de autor para autor sendo a definição mais comum o critério de insolvência da empresa.

Em Portugal, o conceito de insolvência está definido no Código de Insolvência e da Recuperação de Empresas, no artigo terceiro, número 1, segundo o qual é considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas.

Segundo Watson e Everett (1993) a definição usada de falência está dependente do momento em que é definida. De acordo com estudos mais recentes o conceito de insolvência é baseado no fator legal da sua imposição. As empresas são consideradas insolventes a partir do momento em que são legalmente declaradas como não capazes de cumprir com as suas obrigações, e quando há exigência através de processo lícito da insolvência do arguente para que se resolva a situação perante credores (Diakomihalis, 2012; Lin, 2014)

Em 2018, Antão e Peres & Marques salientam novamente que não existe um consenso face ao conceito de falência, no entanto, realçam que apesar de definições diferentes, todas apresentam traços em comum e pode então ser definida como uma situação onde uma empresa não tem capacidade para honrar os seus compromissos financeiros. Dependendo destas diferenças, a capacidade preditiva do modelo pode variar.

Por fim, o Tribunal de Justiça Europeu, em 2019, caracteriza falência “se uma empresa ou um empresário estiver com dificuldades financeiras, ou não puderem honrar as suas dívidas”

Importa também referir que, apesar de falência e insolvência serem conceitos próximos, têm significados diferentes. Uma empresa/pessoa falida não está automaticamente insolvente.

Insolvência é, normalmente, a causa de declaração de falência uma vez que, apesar de poder ser temporária, revela-se por a empresa/pessoa não conseguir cumprir reiteradamente com as suas obrigações.

No presente trabalho não se fará distinção entre estes dois conceitos uma vez que na base de dados a utilizar não existe o momento de falência, pelo que se optou por usar o momento em que a empresa entra em estado de insolvência.

2.2 Evolução dos modelos de previsão de falência

Ao longo das últimas décadas foram diversos os modelos usados para prever a falência. O estudo destes modelos surge nos anos 30, baseado no trabalho de Fitzpatrick (1932). Os primeiros trabalhos neste campo eram estudos univariados, focavam-se em rácios individuais e, por vezes, comparavam rácios de empresas falidas com rácios de empresas bem-sucedidas. No entanto, os estudos univariados, tiveram fortes implicações nos modelos desenvolvidos posteriormente. Em 1942, Merwin publicou o seu estudo analisando pequenas manufaturas. Entre 1930 e 1965 foram poucos os trabalhos nos modelos de previsão de falência, os responsáveis pela sua evolução são, como referido anteriormente, Beaver (1966) com o modelo de análise univariada e Altman (1968) com o modelo de análise multivariada discriminante (MDA).

Beaver (1966) desenvolve um modelo de análise univariada com o objetivo de prever o risco de falência no setor industrial dos Estados Unidos da América. Analisou 30 rácios financeiros, repartidos em 5 categorias (liquidez, cash-flow, turn-over, dívida e rentabilidade), estudou 158 empresas num período entre 1954 e 1964, das quais 79 eram empresas falidas e as restantes ativas. O inconveniente desta análise era o facto de analisar apenas um rácio de cada vez. Beaver sugere no seu trabalho a possibilidade de que considerando diversos rácios em simultâneo a capacidade preditiva do modelo poderia ser maior do que usando rácios individuais.

Altman, em 1968 usou o modelo de análise discriminante multivariada para resolver essa inconsistência no modelo de Beaver e conseguir aceder a informação financeira mais completa das empresas. Utilizou uma amostra de 66 empresas de manufatura com um ativo superior a 1 milhão de dólares entre o período de 1946 e 1965. Usou 22 indicadores não correlacionados entre si e com informação relevante para a previsão de falência. Tal como Beaver, dividiu os rácios em 5 categorias, liquidez, alavancagem, rentabilidade, solvência e atividade. Desenvolveu um modelo com capacidade preditiva de 72%.

Durante anos, os modelos de análise discriminante foram a técnica estatística mais utilizada nos modelos de previsão por diversos autores. As suas vantagens essenciais passam pela capacidade de inserir diversos rácios financeiros no modelo em simultâneo e a capacidade de combinar as variáveis independentes (Sung, Chang, & Lee, 1999).

No entanto, na maioria dos estudos, foi constatado que a análise discriminante apresentava diversas falhas relacionadas com a distribuição das variáveis, dispersão de matriz de covariâncias, cálculo individual da significância de cada variável e erros na classificação

dos resultados (Pereira, Silva, Basto, & Santos, 2016). Apesar da boa capacidade preditiva do modelo, diversos autores consideram que não era o melhor para estudar a problemática da previsão de falência.

Em 1980, Ohlson, com o intuito de resolver estes inconvenientes da análise discriminante, aplica pela primeira vez o modelo de probabilidade condicional logit e indica que este é preferível para evitar problemas associados à análise discriminante. Ohlson introduz, para além dos rácios financeiros escolhidos tendo em conta a literatura existente, duas variáveis binárias, empresa falida e empresa ativa. Desenvolve um modelo com capacidade preditiva de 96% um ano antes da falência e 95,55% dois anos antes. O modelo logit não necessita dos pressupostos restritivos da análise discriminante e permite trabalhar com amostras desproporcionais. Após o trabalho de Ohlson, foram vários os autores que usaram o modelo logit como previsão de falência. Apesar das diferenças teóricas entre os modelos, os estudos mostraram que os resultados empíricos são similares.

Em 2007 Altman e Sabato, aplicaram o modelo logit a um conjunto de mais de 2000 PME's americanas e concluíram que seria o modelo mais apropriado para o estudo da falência das PME's uma vez que:

- A variável dependente é do tipo binário (falida/ativa), os grupos são discretos, não sobrepostos e identificáveis e a regressão logit adapta-se bem às características em questão.
- Origina uma pontuação entre 0 e 1 onde se obtém facilmente a probabilidade de falência;
- Os coeficientes estimados podem ser interpretados separadamente, tal como a significância individual de cada uma das variáveis independentes introduzidas no modelo;

Na presente dissertação também será desenvolvido um modelo logit com o intuito de prever a falência das PME's portuguesas de alojamento turístico e posteriormente será elaborado um modelo de análise discriminante com o objetivo de comparar os dois modelos e concluir qual o que tem a maior capacidade preditiva para a amostra. Apesar do setor do turismo ter um peso relevante na balança económica do país a literatura sobre este tema é muito reduzida, pelo que a escolha das variáveis a estudar terá por base trabalhos mais gerais que se assemelhem a este tipo de empresas.

2.3 Pequenas e médias empresas em Portugal

Primeiramente, importa perceber como se caracterizam as PME's em Portugal. Segundo o Decreto-Lei n.º 372/2007, de 6 de novembro, é caracterizada como PME uma empresa que cumpra os seguintes requisitos:

- Emprega menos de 250 pessoas;
- O volume de negócio anual não exceda 50 milhões de euros; ou
- O balanço total anual não exceda 43 milhões de euros;

As PME's têm um grande peso na economia, segundo o IPMEI são o motor da economia europeia. Dinamizam a criação de emprego e o crescimento económico e asseguram a estabilidade social. Como já foi realçado, representam cerca de 99,9% do tecido empresarial português, por isso, importa estudar a previsão de falência para estas empresas.

Os primeiros passos neste campo foram dados por Edmister, em 1972, que usou o modelo de análise discriminante multivariada para prever a falência em PME's. Analisou 19 rácios financeiros de um total de 43 empresas, falidas e não falidas, entre 1954 e 1969, definindo um modelo com precisão de 93%.

Gu and Gao (1999) e Gu (2000) defenderam que a análise discriminante multivariada poderia ser usada de forma bem-sucedida na previsão de falência para empresas no setor do turismo.

Kim and Gu (2006) com o intuito de prever a falência para o setor da restauração desenvolveram um modelo logit e um modelo de análise discriminante para os compararem entre si e perceber o modelo que melhor se adequava ao setor. No seu estudo, embora tenham chegado à conclusão de que ambos os modelos são eficientes para o estudo da previsão de falência, deram preferência ao modelo logit tendo por base a sua solidez teórica.

Em 2007, Altman e Sabato, expandem o trabalho de Edmister e utilizam, pela primeira vez, a definição de PME aplicando a análise de regressão logit para desenvolver um modelo capaz de prever eficazmente a falência de PME's. Analisaram diversos rácios financeiros com o objetivo de definir os mais importantes na previsão da falência e elaboraram um modelo com uma capacidade preditiva superior em 30% a um modelo genérico previamente utilizado.

Em 2013, Li et al. declaram que a falência das empresas do setor do turismo pode causar sérios prejuízos ao governo e às empresas envolvidas, prejudicando o desenvolvimento da economia. Com a importância das PME's a aumentar ao longo dos anos,

os estudos neste ramo continuaram com o intuito de alcançar uma melhor capacidade preditiva. Gupta et al. (2014) estudou o uso de um modelo de risco de tempo discreto e desenvolveu três modelos, os autores introduziram variáveis de corporate governance e informação contida em cash-flows. Mais tarde, Ciampi (2015), desenvolveu um modelo logit usando tanto rácios financeiros como características de corporate governance em empresas italianas.

Mais recentemente, e com a pandemia covid-19, a preocupação com estas empresas também aumentou. Em 2018, Golebiowski e Plasek investigaram 20 modelos de análise discriminante multivariada e logit para prever o risco de falência numa amostra de 30 empresas polacas no setor do turismo, 18 ativas e 12 falidas. No seu estudo concluíram que os melhores modelos de previsão de falência são os domésticos, adaptados ao país. Verificou-se que o melhor modelo internacional foi o de Altman.

Em 2020, Gourinchas et al., usando uma vasta gama de dados empresariais estimaram que a percentagem de falência das PME's em dezassete países iria aumentar 9 pontos percentuais em 2020.

2.4 Alojamento turístico em Portugal

O Turismo é um setor que tem sido cada vez mais reconhecido como um importante fator no desenvolvimento, particularmente em locais pouco diversificados e com menores oportunidades económicas.

Em 2001, a Organização Mundial de Turismo, caracteriza o turismo como “as atividades que as pessoas realizam durante as suas viagens e estadias em lugares diferentes aos que habitam, por um período consecutivo inferior a um ano, com finalidade de lazer, negócios ou outras”

De acordo com os dados da OMT, o setor do turismo é uma atividade económica fundamental para a geração de riqueza e emprego em Portugal. É considerado alojamento turístico qualquer estabelecimento que forneça regularmente ou ocasionalmente dormidas a turistas. Estes podem ser classificados em estabelecimentos de alojamento coletivo ou estabelecimentos de alojamento privado.

De 2010 a 2019 registou-se um crescimento médio anual de 7,2% nas dormidas e nas receitas turísticas observou-se uma taxa média de variação anual de 10,3%. Importa também referir que, em 2020, e devido à situação pandémica, o setor do turismo sofreu a pior queda desde que há registo, com um decréscimo de 74% nas chegadas internacionais. Em Portugal, registou-se uma queda de 63% nas dormidas face a 2019, este decréscimo significou, a nível económico, uma perda de 10 milhões de euros.

Segundo os dados do banco de Portugal existem 73 096 empresas no setor do turismo em Portugal, das quais, 99,89% correspondem a PME's, gerando 65,95% das receitas do setor, o que equivale a 14 659 milhões de euros.

O alojamento turístico tem mostrado uma recuperação, tendo aumentado em 2021, 45,2% face ao ano de 2020, um aumento que se traduziu num acréscimo de 2,2 mil milhões de euros para a economia.

O gráfico 1 mostra que apesar da queda no número de alojamentos turísticos de 2019 a 2020, o setor está em crescimento, o que vem expor novamente a preocupação que deve haver face a este setor pelo peso que tem na economia do nosso país.

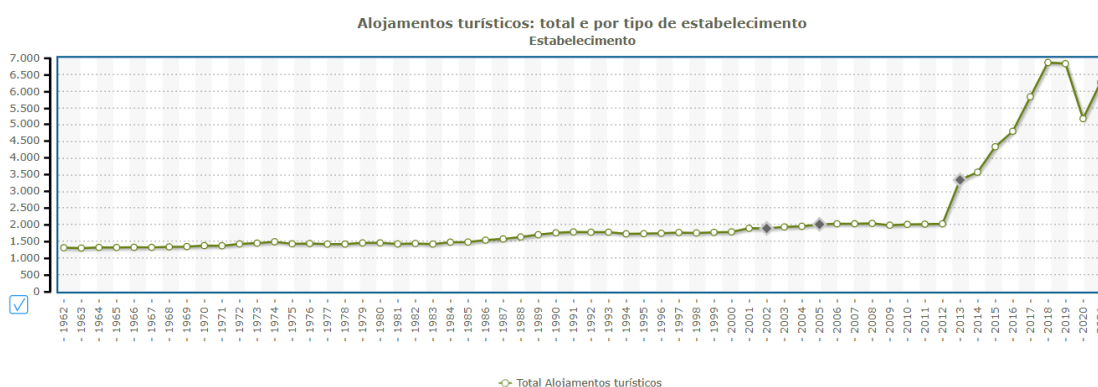


Gráfico 1- Alojamentos turísticos em Portugal

3 Metodologia

3.1 Descrição de dados

No presente estudo vão ser utilizados dados referentes às PME's do setor do alojamento turístico em Portugal, que disponibilizam dados contabilísticos completos. Tendo em conta que os dados se referem a observações de diversas empresas por vários anos, serão analisados em painel.

A base de dados utilizada para extrair os dados será a SABI, que contempla a análise financeira de empresas portuguesas e espanholas com um histórico de contas anuais até 25 anos.

Para pesquisar a amostra utilizaram-se diversos critérios. Inicialmente foram escolhidas as empresas do CAE representativo do setor, ou seja, o CAE 55, ficando com uma amostra de empresas nos setores representados na tabela 1.

Divisão	Grupo	Classe	Subclasse	Designação
55				Alojamento
	551			Estabelecimentos hoteleiros
		5511		Estabelecimentos hoteleiros com restaurante
			55111	Hotéis com restaurante
			55112	Pensões com restaurante
			55113	Estalagens com restaurante
			55114	Pousadas com restaurante
			55115	Motéis com restaurante
			55116	Hotéis-Apartamento com restaurante
			55117	Aldeamentos turísticos com restaurante
			55118	Apartamentos turísticos com restaurante
			55119	Outros estabelecimentos hoteleiros com restaurante
		5512		Estabelecimentos hoteleiros sem restaurante
			55121	Hotéis sem restaurante
			55122	Pensões sem restaurante
			55123	Apartamentos turísticos sem restaurante
			55124	Outros estabelecimentos hoteleiros sem restaurante
	552	5520		Residências para férias e outros alojamentos de curta duração
			55201	Alojamento mobilado para turistas
			55202	Turismo no espaço rural
			55203	Colónias e campos de férias
			55204	Outros locais de alojamento de curta duração
	553	5530	55300	Parques de campismo e de caravanismo
	559	5590	55900	Outros locais de alojamento

Tabela 1- CAE 55, representativo do alojamento turístico

Só foram escolhidas empresas portuguesas com o estado de atividade ativo ou estado de atividade de insolvência que apresentassem 3 anos consecutivos de dados e foram respeitados os critérios de classificação de PME's europeus referidos anteriormente. A amostra de empresas ativas foi selecionada tendo em conta o método de emparelhamento, isto é, para cada empresa falida, foi selecionada uma empresa ativa, no mesmo setor, com a mesma dimensão e os mesmo anos de dados contabilísticos disponíveis.

A amostra final foi constituída por 72 empresas para o período compreendido entre 2012 e 2020, das quais 36 estavam falidas e 36 ativas. Na tabela 2 é apresentada a representatividade da amostra por cada ano observado.

Constituição da amostra			
	Ativa	Falida	Total
2012	1	1	2
2013	1	1	2
2014	1	1	2
2015	3	3	6
2016	1	1	2
2017	2	2	4
2018	6	6	12
2019	11	11	22
2020	10	10	20
Total	36	36	72

Tabela 2- Representatividade da amostra por ano

No gráfico 2 encontra-se representada a distribuição da amostra consoante o tamanho das empresas que a constituem. Podemos ver que a maioria das empresas, 30 são pequenas, 26 correspondem a microempresas e por fim, 16 das empresas são médias.

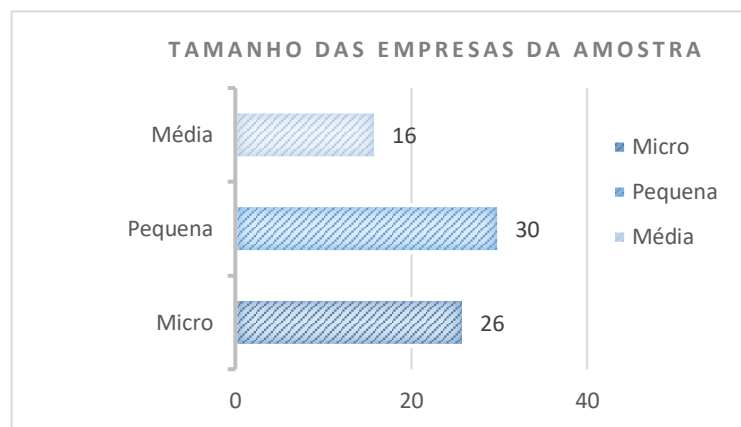


Gráfico 2- Tamanho das empresas da amostra

3.2 Seleção das variáveis

Na presente dissertação poderíamos recorrer a dois tipos de variáveis, quantitativas ou qualitativas. Embora as variáveis quantitativas, como a remuneração dos colaboradores e o número, tenham potencial explicativo. A base de dados SABI, não dispõe deste tipo de dados pelo que se recorreu a variáveis exclusivamente quantitativas, como rácios financeiros.

Desta forma, recorreu-se à literatura apresentada anteriormente, às variáveis e modelos aplicados pelos diversos autores e caracterizou-se o perfil de uma empresa em 5 grupos de rácios: Atividade, Liquidez, Rentabilidade, Alavancagem Financeira e Cobertura. De seguida, tendo por base os trabalhos de Chen and Shimerda, 1981 e Altman e Sabato, 2007, foram selecionados os 17 rácios que seriam alvo de análise para a estimação do modelo logístico de previsão de falência. Após a seleção dos rácios em análise, utilizou-se o método *enter* para selecionar as variáveis explicativas do modelo. Este método, ao contrário de outros, não exclui as variáveis do modelo com base na sua não significância, pelo que inicialmente se estimou o modelo com todas as variáveis e foi-se retirando as variáveis com menor significância até se obter um modelo com, pelo menos, uma variável de cada grupo de rácio.

Na tabela 3 estão representados os rácios selecionados para a análise bem como os rácios selecionados pelo modelo como significativos. O nível de significância escolhido para o estudo foi de 1%.

Categoria	Rácio Analisado	Variável	Variável selecionada
Alavancagem	Short term debt/Equity	X1	
	Equity/Total liabilities	X2	
	Liabilities/Total assets	X3	x
Liquidez	Cash/Total assets	X4	
	Working capital/Total assets	X5	x
	Cash/Net sales	X6	
	Intangible/Total assets	X7	
rentabilidade	EBIT/Sales	X8	
	EBITDA/Total assets	X9	
	Net Income/Total assets	X10	x
	Retained earnings/Total assets	X11	
cobertura	EBITDA/Interest expenses	X12	x
	EBIT/Interest expenses	X13	x
Atividade	Sales/Total assets	X14	
	Account Payable/Sales	X15	
	Account receivable/Liabilities	X16	x

Tabela 3 – Rácios analisados

A variável X3 analisa quantos dos ativos da empresa são constituídos por passivos. Empresas que demonstram problemas financeiros normalmente apresentam um rácio elevado pelo que no nosso caso é de esperar uma variável com sinal positivo.

A variável X5 representa o quão forte é a saúde financeira da empresa no que diz respeito à liquidez. As empresas utilizam este rácio para medir a capacidade de utilizar os seus ativos correntes para financiar o passivo corrente. Quando o valor é negativo significa que a empresa está em dificuldades financeiras que podem levar à falência, desta forma espera-se que este rácio seja negativo.

A variável X10 representa a rotação do ativo, correspondendo ao rácio entre o resultado líquido e o ativo total da empresa. Esta variável procura medir a capacidade para a empresa gerar lucro através da utilização dos seus ativos. Um ROA mais elevado significa que a organização é mais eficiente e produtiva a gerir os seus ativos e, por consequência a obter rendimento. Por estas razões espera-se que esta variável apresente um valor negativo uma vez que se uma empresa se encontra perto da falência, isto implica que a mesma está a utilizar os seus ativos de forma pouco adequada.

A variável X12 é usada para avaliar a eficácia operacional da empresa, representando o lucro que está a ser gerado por venda. No nosso caso é de esperar que a variável tenha sinal negativo uma vez que a capacidade de uma empresa em falência para gerar lucro é baixa.

A variável X13 é normalmente usada para averiguar a capacidade de uma empresa pagar as suas obrigações de crédito e leasing. Quanto menor for a capacidade da empresa para fazer face às obrigações, pior a sua situação financeira, pelo que se espera um sinal negativo para a variável em questão.

A variável X16 representa a celeridade com que as contas são pagas aos fornecedores tendo em conta as vendas efetuadas. Se o valor for elevado significa que a empresa está a usar os seus fornecedores como uma fonte de financiamento “barato”, para uma empresa em falência é expectável que no modelo o rácio tenha um sinal positivo.

3.3 Estimação

Tal como referido inicialmente, para a elaboração da presente dissertação vão ser estimados dois modelos de previsão de falência, inicialmente um modelo logit e posteriormente um modelo de análise discriminante multivariada aplicado às mesmas variáveis do modelo logit. Por último estes dois modelos serão comparados com o objetivo de perceber qual o que tem maior capacidade preditiva.

Primeiramente desenvolveu-se um modelo logístico. O modelo logit, pertencente à categoria de modelo binário, prevê a probabilidade de uma dada observação pertencer a um ou dois grupos distintos baseado em uma ou mais variáveis independentes. Isto significa que a variável dependente Y assume apenas dois valores (0 e 1). Y é uma variável dummy que representa a ocorrência de um determinado evento, ou seja, assume o valor de 1 quando o acontecimento ocorre e 0 caso contrário. No presente modelo a variável dependente assume o valor de 1 quando a empresa se encontra em falência e 0 quando se encontra solvente (ativa).

A função logística é a seguinte:

$$\hat{P}(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-Y_i}}$$

Sendo que,

$$Y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \dots + \hat{\beta}_n X_{ni}$$

Na qual $\hat{\beta}_j$ representa os coeficientes estimados, $X_{ji} = (j = 2, 3, \dots, n)$ o valor das variáveis explicativas que foram selecionadas utilizando o método *enter* pois não existem hipóteses específicas sobre a ordem e importância das variáveis e $\hat{P}(Y_i = 1)$ a probabilidade estimada da empresa i entrar em falência. A previsão de entrada em falência é feita no ponto cut-off de 0,5, que é o valor definido pelo Software para regressões logísticas, assume-se que a empresa entra em falência para valores superiores a 0,5 e que não entra caso se verifique o oposto.

A análise discriminante multivariada é uma técnica estatística que pretende classificar uma variável dependente, normalmente inserida num grupo previamente definido com base num conjunto de características dos seus elementos. Este método surgiu para fazer face à limitação do modelo de análise univariada e a sua maior vantagem é ter em consideração um grande conjunto de características relevante para uma empresa.

Para desenvolver e posteriormente comparar ao modelo logit, foram utilizadas as mesmas variáveis explicativas. A função da análise discriminante é dada por:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_n X_{ni}$$

Onde, β_j representa os coeficientes estimados, $X_{ji} = (1, 2, \dots, n)$ o valor das variáveis explicativas que foram selecionadas e Z_i representa o resultado obtido para cada empresa i da amostra.

Toda a análise estatística foi efetuada utilizando o software SPSS.

4 Resultados

Como já foi referido, as variáveis explicativas para o modelo logit foram selecionadas em SPSS através do método *enter*, de onde resultou um modelo com seis variáveis explicativas. A multicolinearidade foi analisada através dos indicadores de VIF e Tolerance.

Na tabela 4 está representado o teste da diferença dos rácios de verossimilhança onde se vê que a diferença entre o modelo com a constante e o modelo determinado com as variáveis explicativas é estatisticamente significativo a 5%.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes				
Etapa 1	Qui-quadrado		df	Sig.
	Etapa	19,563	6	0,003
	Bloco	19,563	6	0,003
	Modelo	19,563	6	0,003

Tabela 4- Teste de Omnibus

Analisando o coeficiente de determinação de Cox & Snell e Nagelkerke, tabela 5, para o modelo logit desenvolvido, vemos que as variáveis independentes permitem uma redução na incerteza da classificação da insolvência de 33,5% e 44,6% respetivamente. O valor da verossimilhança de log-2 representa o valor para o qual o modelo se encontra ajustado.

Resumo do modelo			
Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	46,979	0,335	0,446

Tabela 5- Resumo do modelo logit

Para determinar o valor do ajustamento aos dados foi posto em prática o teste de ajustamento de Hosmer e Lemeshow, representado na tabela 6. De acordo com o resultado $\chi^2(8) = 7,921$ e $p=0,441$ o que mostra um fraco ajuste aos dados.

Teste de Hosmer e Lemeshow

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	7,921	8	0,441

Tabela 6- Teste de Hosmer e Lemeshow

O modelo logit desenvolvido é apresentado na tabela seguinte. A maioria das variáveis explicativas apresentaram o sinal esperado, no entanto a variável X13 tem o valor de zero o que significa que não tem relevância para o modelo. Relativamente à significância de cada uma das variáveis, tanto a variável X10 como a variável X12 se mostram estatisticamente significativas a 10%

Modelo logístico desenvolvido

Variáveis	Coefficiente β	Std. Error	Wald	df	Sig	Exp (β)	C.I. a 95% para Exp (β)	
C	-0,511	0,415	1,516	1	0,218	0,600	Lower	Upper
X3	0,001	0,001	0,221	1	0,638	1,001	0,998	1,003
X5	-0,763	2,559	0,089	1	0,765	0,466	0,003	70,217
X10	-0,303	0,177	2,926	1	0,087*	0,739	0,522	1,045
X12	-1,995	1,052	3,598	1	0,058*	0,136	0,017	1,069
X13	0,000	0,000	0,186	1	0,667	1,000	1,000	1,000
X16	0,656	0,596	1,214	1	0,271	1,928	0,600	6,196

Tabela 7- Modelo logit desenvolvido

Assim, o modelo final pode ser escrito como:

$$Y = -0,511 + 0,001X3 - 0,763X5 - 0,303X10 - 1,995X12 + 0,656X16$$

	Observações	Classificado pelo modelo		% de acerto
		Ativa	Falida	
Ativa	24	19	5	79,2
Falida	24	10	14	58,3
Percentagem total de acerto				68,8

Tabela 8- Capacidade preditiva do modelo Logit

O modelo apresenta uma eficácia global de 68,8%, representada na tabela 8, que é superior à percentagem de classificações corretas por acaso, isto é, só com a constante, 50,0%.

Na tabela 8 podemos também ver os erros tipo I e tipo II feitos pela modelo. O erro tipo I consiste em classificar como ativa uma empresa que se encontra em falência. No erro tipo II verifica-se o oposto, ou seja, o modelo classifica como falida uma empresa que está ativa. Ambos os erros implicam custos para as empresas, no entanto o erro tipo I apresenta custos mais elevados.

O modelo logit, apesar de ter uma capacidade preditiva superior às classificações corretas por acaso, o erro tipo I é superior ao erro tipo II.

Para além do modelo logístico desenvolvido, foi estimado, para comparação, um modelo de análise discriminante multivariada baseado no modelo Z-score de Altman, utilizando as mesmas variáveis explicativas. Através do software SPSS foi estimada uma função discriminante para comparar as empresas solventes e insolventes.

A estatística de Lambda de Wilks, apresentada na tabela 9, mostra que a função não é significativa ($p=0,2$).

Wilks' Lambda				
Teste de funções	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,823	8,401	6	0,210

Tabela 9- Lambda de Wilks

Ao executar a análise discriminante é importante verificar quais as variáveis com capacidade discriminatória.

Na tabela 10 é apresentada a igualdade de médias dos grupos que nos permite testar o pressuposto da igualdade das matrizes de variância e covariância.

Teste de igualdade de médias dos grupos					
	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
X3	0,992	0,366	1	46	0,548
X5	0,985	0,683	1	46	0,413
X10	0,998	0,114	1	46	0,737
X12	0,976	1,139	1	46	0,291
X16	0,913	4,370	1	46	0,042

Tabela 10- Teste de igualdade de médias dos grupos

Este teste mostra-nos que apenas a variável X16 é significativa na diferenciação dos grupos, uma vez que a significância é inferior a 5%.

O modelo de análise discriminante multivariado desenvolvido é apresentado na tabela seguinte. A variável X12 mostra-se significativa para um nível de 5% e, tal como no modelo Logit, a variável X13, não tem impacto no modelo.

Análise discriminante multivariada						
	Coefficiente	Wilk's Lambda	F	Df1	Df2	Sig.
C	-0,621					
X3	0,001	0,985	0,683	1	46	0,413
X5	-2,786	0,998	0,114	1	46	0,737
X10	-0,024	0,976	1,139	1	46	0,291
X12	0,020	0,913	4,370	1	46	0,042
X13	0,000	0,992	0,366	1	46	0,548
X16	0,583	0,979	0,984	1	46	0,326

Tabela 11- Modelo de análise discriminante desenvolvido

Assim o modelo final pode ser escrito como:

$$Z - score = -0,621 + 0,001X3 - 2,786X5 - 0,024X10 + 0,020X12 + 0,583$$

O modelo apresenta uma capacidade preditiva de 60,5%, o que é inferior em 8% o modelo Logit.

Resultados da Análise discriminante

		Classificação		Total
		Estado		
Original	Count	Ativa	19	5
		Inativa	14	10
	%	Ativa	79,2	20,8
		Inativa	58,3	41,7

Tabela 12- Capacidade preditiva do modelo de análise discriminante

No modelo de análise discriminante é de notar que os erros tipo I são superiores aos erros tipo I detetados no modelo logit. E que, os erros tipo I são novamente os mais frequentes. Semelhante ao que acontece com Altman, o modelo desenvolvido é melhor a prever a não falência (79,2% de percentagem de acerto) do que a falência (41,7%) pelo que não o torna no modelo mais adequado para o estudo uma vez que o objetivo passa por prever a falência.

5 Conclusão

Como já foi referido, atualmente enfrentamos uma realidade cada vez mais competitiva, com mudanças económicas mais rápidas e é preponderante para as empresas possuir ferramentas que lhes permitam antecipar acontecimentos futuros que possam pôr em causa a sua saúde financeira pondo mesmo em risco a continuidade da sua atividade. O turismo é um dos setores com maior peso na balança económica do nosso país pelo que é um setor que deve ter em conta todas as eventuais mudanças a nível económico para que continue em crescimento.

Desta forma é relevante fornecer aos órgãos de gestão destas empresas um modelo baseado em rácios financeiros que possa ser usado como ferramenta para prever a possibilidade de entrada em falência de uma empresa.

Para fazer face a esta necessidade foi desenvolvido um modelo logístico utilizando rácios financeiros de PME's do setor do alojamento turístico português e posteriormente comparado com o modelo de análise discriminante aplicado à mesma amostra. A amostra selecionada era constituída por 72 empresas, das quais 36 correspondiam a empresas falidas e 36 a empresas ativas, dentro do período de 2012 a 2020.

É de notar que uma das limitações do modelo se prende no facto de não existirem dados exatos na base de dados relativamente ao momento em que a empresa entra em processo de falência pelo que se adotou o momento em que a empresa entra em insolvência. Com o objetivo de diminuir o impacto deste problema selecionaram-se apenas empresas em que o ano de insolvência é o último ano de dados contabilísticos apresentados. Um outro aspeto que poderá influenciar o resultado está relacionado com a seleção da amostra através do método de emparelhamento pois poderia haver empresas que melhor se comparavam entre si para além das estudadas.

Para além disso, o ano de 2020 foi um ano atípico, devido à situação pandémica que se viveu a nível mundial. Como já foi salientado, o setor do turismo foi um dos mais afetados pelo que este pode ser um fator influenciador na precisão do modelo de previsão de falência.

Os resultados obtidos mostraram que o modelo logístico desenvolvido é o que apresentou melhor capacidade de previsão, 68,8% face ao modelo de análise discriminante com 60,5%, no entanto, ambos os modelos apresentaram uma elevada taxa de erros tipo I.

Para investigações futuras é importante encontrar dados mais exatos em relação ao momento de entrada em falência das empresas para evitar o enviesamento da amostra. Uma vez que a literatura sobre modelos de previsão de falência no setor do turismo é ainda muito reduzida, seria também importante novas investigações sobre o tema, com a introdução de novas variáveis que permitam explicar mais eficientemente o fenómeno de entrada em falência neste setor. Pois, embora as variáveis de uso mais geral permitam uma capacidade preditiva de quase 70% ainda há uma grande margem para melhoria.

6 Bibliografia

Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. doi: 10.2307/2978933

Altman, E.I. and Sabato, G. (2007), Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. *Abacus*, 43, 332-357. doi:10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x

Antão, M. G., Peres, C. J., & Marques, H. M. (2018). Taxonomia da Falência e a Recuperação de Empresas – O Porquê do Insucesso. *European Journal of Applied Business Management*, Special Issue of ICABM2018, 30-58.

Beaver, W.H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. doi: 10.2307/2490171

Ciampi, F. (2015). Corporate governance characteristics and default prediction modeling for small enterprises. An empirical analysis of Italian firms. *Journal Of Business Research*, 68(5), 1012-1025

Diakomihalis, M.N. (2012). The accuracy of Altman's models in predicting hotel bankruptcy. *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, 2, 96- 113. doi: 10.5296/ijaf.v2i2.2367

Edmister, R. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477- 1493. doi:10.2307/2329929

Fitzpatrick, F. (1932) A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firm. *Certified Public Accountant*, 6, 727-731.

Golebiowski, Grzegorz, and Agnieszka Plasek. (2018). Skuteczność wybranych modeli dyskryminacyjnych na przykładzie branży turystycznej. *Studia i Prace. Kolegium Zarządzania i Finansów*. SGH 164, 9–24

Gourinchas, P.-O., Kalemli-Özcan, Şebnem, Penciakova, V., & Sander, N. (2020). COVID-19 and SME Failures. NBER Working Paper No. 27877. National Bureau of Economic Research.

Gu, Zheng, and Luyuan Gao. (1999) A multivariate model for predicting business failures of hospitality firms. *Tourism and Hospitality Research* 2, 37–49.

- Gu, Zheng. (2000) Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *International Journal of Hospitality Management* 21, 25–42.
- Gupta, J., Wilson, N., Gregoriou, A., & Healy, J. (2014). The value of operating cash flow in modelling credit risk for SMEs. *Applied Financial Economics*, 24(9), 649-660.
- Kim, Hyunjoon, and Zheng Gu. (2006) Predicting restaurant bankruptcy: A logit model in comparison with a discriminant model. *Journal of Hospitality & Tourism Research* 30, 474–93.
- Li, Hui, Jia Li, Pei-Chann Chang, and Jie Sun. (2013) Parametric prediction on default risk of Chinese listed tourism companies by using random oversampling, isomap, and locally linear embeddings on imbalanced samples. *International Journal of Hospitality Management* 35, 141–51.
- Lin, Y. (2014). The Relation between Auditor Switching and Self-fulfilling Prophecy Effect: The Bivariate Probit Model. *Asian Journal of Finance and Accounting*, 6, 367-387. doi: 10.5296/ajfa.v6i1.5518
- Merwin, C.L. (1942) *Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries, 1926-1936: A Dissertation in Economics*. National Bureau of Economic Research.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. doi:10.2307/2490395
- Pereira, J. M., Silva, A. I. F. d., Basto, M. r., & Santos, M. J. P. L. d. (2016). A previsão do fracasso empresarial utilizando a análise discriminante e o logit no setor hoteleiro português. *População e Sociedade*, 26, 29-44. Retrieved from <http://hdl.handle.net/10400.21/7822>
- 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. doi: 10.1080/07421222.1999.11518234
- Watson, J., & Everett, J. (1993). Defining Small Business Failure: *International Small Business Journal*, 11(3), 35-48. doi:10.1177/026624269301100302
- Tribunal de Justiça Europeu (2019). Insolvência. Retirado de <https://e-justice.europa.eu/447/PT/insolvencybankruptcy>
- Organização Mundial do Turismo. (2001). *Introdução ao turismo*. São Paulo: Roca, 38