

Previsão de Falência de Empresas do Sector Hoteleiro Português

Por,
João Tiago Peres e Leiro Gonçalves Ferraz

Mestrado em Finanças e Fiscalidade
Dissertação para obtenção do grau de Mestre

Orientado por:
Professor Doutor António de Melo da Costa Cerqueira

2020

Nota Bibliográfica do Autor

João Tiago Peres e Leiro Gonçalves Ferraz é licenciado em Contabilidade e Administração pelo *Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto*. Concluiu em 2018 a pós-graduação em Finanças e Fiscalidade efetuada na *Porto Business School*, com média de 15 valores.

Agradecimentos

Para que a conclusão da presente dissertação fosse possível várias pessoas contribuíram, e é a essas a quem o autor gostaria de expressar a sua gratidão:

Ao Professor Doutor António de Melo da Costa Cerqueira pela ajuda e orientação durante a investigação desenvolvida.

À minha família e amigos pelo apoio ao longo dos anos de estudo, especialmente à minha família para tornar isso possível.

À minha parceira pelo apoio dado durante esta fase, tornando todo este processo mais fácil.

A todos, o meu muito obrigado.

Resumo

Portugal tem revelado oportunidades de negócio a nível turístico, sendo que em 2019 foi o setor com maior atividade económica exportadora em Portugal. Como consequência, a Comunidade Europeia tem providenciado a atribuição de subsídios comunitários para sustentar e dar continuidade a este crescimento no país.

O objetivo da presente dissertação passa pelo desenvolvimento de um modelo de previsão de falência capaz de antever a situação de incumprimento de obrigações pelas empresas na medida em que se poderá prever se a empresa candidata ao subsídio não se encontra fragilizada ou praticamente em falência.

Assim, essas atribuições passam a não incorrem o risco de serem a fundo, demonstrando a relevância do estudo do comportamento económico das organizações, permitindo assim mitigar-se qualquer risco de perda associada à atribuição do apoio monetário.

Recorreu-se a um método de análise quantitativa que evidencia a probabilidade de a organização entrar em falência, para tal, utilizou-se uma amostra, de 80 empresas do sector turístico português, no período 2010-2018.

A utilização da observação direta foi o método definido para efeitos comparativos, com os modelos de Altman & Sabato (2007) e Modelo Z-Score de Altman (1968), de modo a conseguir criar um modelo de previsão de falência, onde nele foram evidenciados os seguintes resultados, tanto com análise discriminante como multivariada de probabilidade condicionada: Os modelos com a utilização da regressão Logit mostraram-se mais capazes de precisão na previsão da falência. De salientar que a mesma precisão foi diretamente afetada pelas variáveis escolhidas e, desse modo, os modelos desenvolvidos nesta investigação mostraram-se complacentes com o supracitado.

Assim, através do modelo construído neste presente estudo, a previsão de falência para empresas do sector turístico português, tem uma capacidade preditiva de 86,25%.

Em conclusão, esta investigação é relevante na medida em que complementa a temática estudada para o setor hoteleiro e contribui para as investigações existentes relativamente a previsões de falência, acrescentando um modelo de previsão que atua com sucesso sobre este setor em análise.

Palavras chave: Z-score; Insolvência; Logit; Setor Hoteleiro; Fundos Comunitários

Abstract

Portugal has revealed business opportunities at the tourism level, and in 2019 it was the sector with the greatest export economic activity in Portugal. As a consequence, the European Community has provided a group of community-river subsidies to sustain and continue this growth in the country.

The objective of this dissertation is to develop a bankruptcy forecasting model capable of predicting the situation of non-compliance by companies by insofar as it is possible to predict whether the company applying for the subsidy is not weakened or practically bankrupt.

Thus, these attributions do not run the risk of being lost and / or phased in time, demonstrating a promotion of the study of the economic-co behavior of the associations, thus allowing to mitigate any risk of loss associated with the attribution of support. monetary.

A quantitative analysis method was used that shows the probability of an organization going bankrupt, for this purpose, a sample of 80 companies from the Portuguese tourism sector was used in the period 2010-2018.

The use of direct observation was the method defined for comparative purposes, with the models of Altman & Sabato (2007) and Altman's Z-Score Model (1968), in order to be able to create a bankruptcy forecast model, where in it the following results were evidenced, both with discriminant and multivariate analysis of conditioned probability: The models with the use of the Logit regression determined to be more desired for accuracy in the prediction of bankruptcy. It should be noted that the same precision was directly affected by the chosen variables, and thus, the models developed in this investigation are compliant with the above.

Thus, using the model built in this study, a bankruptcy forecast for companies in the Portuguese tourism sector has a predictive capacity of 86.25%.

In conclusion, this investigation is relevant to the extent that it complements the thematic studied for the hotel sector and contributes to the existing investigations regarding bankruptcy forecasts, adding a forecasting model that works successfully on this sector in analyze.

Keywords: Z-score; Insolvency; Logit; Hotel sector; Co-municipal funds

Índice de Conteúdos

Índice de Tabelas	VII
Índice de Quadros.....	VII
1. Introdução	1
2. Revisão da literatura	6
2.1. Definição de Insolvência.....	6
3. Metodologia.....	16
3.1 Descrição dos dados.....	16
3.2 Determinação das variáveis	18
4. Resultados.....	26
5. Conclusões.....	31
6. Bibliografia.....	33
7. Webgrafia	37
8. Anexos.....	0

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Modelo Z-score de Edward Altman

Tabela 2 – Lista de Classificação das Atividade Económicas de Empresas Portuguesas

Tabela 3 – Constituição da Amostra

Tabela 4 – Lista de Variáveis Explicativas

Tabela 5 – Variáveis Independentes – Estatísticas Descritivas

Tabela 6 – Modelo Z-score aplicado à amostra

Tabela 7 – Capacidade preditiva e erros Tipo I e Tipo II – Z-score ADM

Tabela 8 – Modelo Logístico Z-score

Tabela 9 – Capacidade preditiva e erros Tipo I e Tipo II – Z-score Logit

Tabela 10 – Modelo Logístico Altman & Sabato (2007)

Tabela 11 – Modelo Logístico Desenvolvido pelo Autor – Modelo 1

Tabela 12 – Modelo Logístico Desenvolvido pelo Autor – Modelo 2

Tabela 13 – Quadro resumo das capacidades preditivas

Tabela 14 – Quadro resumo de erros Tipo I e Tipo II de todos os modelos estimados

Índice de Quadros

Quadro 1 – Rácios Financeiros

Abreviaturas

SABI – Sistema de Análise de Balanços Ibéricos

COMPETE 2020 – Programa Operacional Competitividade e Internacionalização 2020

PT 2020 – Portugal 2020

CP – Curto Prazo

MLP – Médio Longo Prazo

CE – Comunidade Europeia

CAE – Código de Atividade Empresarial

ADM – Análise Discriminante Multivariada

1. Introdução

O presente estudo será focado na indústria do turismo Português, com um objetivo de desenvolver um modelo econométrico para prever este tipo de casos, especificando no setor hoteleiro.

Esta temática surge por motivação intrínseca e de curiosidade própria que foi despoletada por um evento que surge, no ano de 2019, em que a empresa Thomas Cook PPL, líder no sector, ter falido e deixado dívidas no setor hoteleiro Português. Evidencio ainda outro caso que da mesma forma, captou a atenção, a Monarch Airlines, empresa falida em 2017 que pertence ao mesmo grupo empresarial da primeira organização citada, pressupondo problemas financeiros internos do grupo. Estes foram alguns acontecimentos que suscitaram o interesse pela temática e me motivaram a investigar mais sobre o tema.

Posteriormente, foi pertinente associar esta investigação do setor a Portugal, visto que, é um país que obsequia ótimas oportunidades de negócio a nível turístico, tem sido alvo de uma crescente corrente de investimento relativamente a esta tipologia de negócio.

O setor de atividade do turismo é uma enorme força motriz para que um país gere receita e para que se fomente o crescimento económico. Portugal evidenciava, já em 2016, no setor turístico, a maior atividade exportadora de Portugal representando 52,3% das exportações de serviços (Turismo de Portugal, 2020), sendo que foi evoluindo e, em 2019, foi responsável por 52,3% das vendas ao estrangeiro de serviços e por 19,7% das exportações totais, sendo as suas receitas 8,7% do PIB do país (Lusa, 2020).

Para além de ser a maior atividade exportadora, é também a base de grande parte do desenvolvimento regional e local tendo um impacto direto em todos os outros sectores da balança económica doméstica, sendo que gera emprego para a população aumentando o poder de compra das regiões (Ascensão, 2016). Desta forma é realçada a necessidade de foco no setor e de relevância do estudo no mesmo.

A Comunidade Europeia não fica indiferente a este crescimento do setor em Portugal, e ao longo dos anos tem facultado o seu contributo com a atribuição de subsídios comunitários, de modo a permitir o arranque/crescimento de pequenos negócios ou aumentar a capacidade de desenvolvimento e segmentação de negócio, em organizações já estáveis no mercado com falta de capital. No entanto, grande parte destas atribuições tem-se revelado a fundo perdido, atribuídas a empresas já em sérios riscos de falência e nunca num *timing* correto, demonstrando a pertinência do estudo do comportamento económico das organizações, de modo a ser feita uma atribuição mais sensata e com menos riscos associados visto

que há um interesse considerável dos credores, bancos e reguladores em fazer uma previsão precisa da existência futura das empresas (Nyitrai, & Virág, 2019)

Grande parte destas organizações obtêm apoio, à sua abertura ou desenvolvimento, através de fundo comunitários previamente mencionados. Estes fundos da União Europeia mostram-se fundamentais para estes desafios pois permitem o investimento no sector, como a qualificação profissional, e segundo Ascensão (2016), de acordo com a premissa de monitorização mensal dos Sistemas de Incentivos foram aprovados no PT 2020, 160 milhões de euros a serem investidos em projetos do setor turístico, sendo que os projetos apoiados pelo COMPETE 2020 representam 69% deste valor. Demonstra-se a existência de um valor de investimento enorme, que apenas trará benefícios e resultados se bem aplicado, e, na medida em que, são disponibilizados de uma forma fragmentada na linha temporal acresce a necessidade de analisar o risco nas suas atribuições pela C.E.

Assim sendo, para entender qual o risco que se incorre na atribuição, será essencial, a previsão da falência.

A falência, como a última instância de vida de uma organização, devido ao facto do devedor ser responsável por obrigações de valor superior ao valor do seu património, pressupõe uma sequência contínua de falhas económicas. Estas falhas são facilmente espelhadas nos dados contabilísticos da organização podendo-se, com uma análise cuidada, extrair indicadores que preveem com precisão situação de risco.

A falência ocorre assim quando uma entidade não é capaz de cumprir as suas obrigações financeiras (Antunes, Ribeiro, & Pereira 2017). A falência nas empresas é um dos principais motores do risco de crédito e assim sendo, capta atenção primordial por parte de credores e investidores, e desse modo os danos financeiros impostos pela falência de empresas não podem ser exagerados. É importante estudar uma empresa em estado de falência, visto que a mesma pode incorrer num forte custo social negativo e propagar ainda mais a recessão em épocas de crise, como se constatou pela crise financeira de 2008-2010 onde, os eventos de falência de empresas provocaram impactos na economia Portuguesa (Mai, Tian, Lee, & Ma, 2019).

De tal modo, as empresas deveriam adotar estudos quantitativos sistemáticos pois pode prevenir que estas atinjam o nível de incapacidade descrito acima, podendo ajudar a dissipação das crise económicas globais e a amenizar eventos externos que podem acontecer a qualquer momento (Nogueira, 2017),

Portanto, a previsão de falências pode ser essencial visto que um modelo preciso de previsão de falência, é valioso para profissionais, reguladores e investigadores, e os reguladores suportam-se neste tipo de modelos para monitorizar a saúde financeira das instituições individuais e reduzir os riscos (Mai et al., 2019).

Devido ao tema em questão ser bastante investigado pela comunidade científica da área económica, constatou-se a necessidade de inovação constante dos modelos preditivos, de modo a acompanhar a volatilidade do mercado, e com foco corporativo da avaliação do risco de falência. Assim, estes modelos, tem como grande objetivo: dado um número de empresas rotuladas como más/bem financeiramente ou falidas/saudáveis, e recorrendo a um conjunto de variáveis financeiras que caracterizem o estado atual de uma empresa, num determinado período de tempo, seja capaz de prever a probabilidade dessas empresas deterem um risco elevado de estarem ou entrarem em falência num futuro próximo (Antunes et al., 2017).

Assim, a presente dissertação vai de encontro ao que foi apresentado por Antunes et al. (2017), e tem como principal objetivo um estudo de modelos de previsão de falência, aplicados a uma amostra de empresas do sector do turismo, para um espaço temporal de 3 anos, onde figurem empresas com um estado *Ativo* de atividade e outras com um estado de *Insolvência*, de modo a entender qual a percentagem de previsão de falência do modelo e se pode, desse modo, acrescentar valor para o setor que pretenda utilizar o modelo.

Este foco na análise de risco, identificando as incapacidades e demonstrando o “estado de vida” da empresa, pode evitar uma má atribuição de subsídios da CE, e será importante para evitar acontecimentos como o que aconteceu em Portugal, no ano de 1994 quando a Cooperativa de Torres Vedras abriu falência e acabou por ser dissolvida, no entanto, a mesma tinha sido contemplada com um fundo de investimento da Comunidade Europeia para que desenvolvesse a sua atividade. Com a sua dissolução, todo esse valor ficou perdido deixando assim, de certa forma, defraudados os contribuintes. Esta deixou de ter capacidade de expurgar as suas obrigações, vendo-se obrigada a encerrar atividade (RTP, 1994).

Este caso é apenas um exemplo de que se a empresa tivesse sido previamente estudada e sujeita a modelos de previsão de falência, como aquele que está a ser construído na presente dissertação, teria sido indicado que a mesma cooperativa encontrava-se com um elevado risco de falência, e, desta forma, seria evitado a atribuição de um fundo que poderia neste momento fazer a diferença numa empresa que realmente o pudesse aplicar e usufruir dele para melhorias futuras do ramo.

Combinando todos os fatores já apresentados, afirmar que esta investigação é relevante, visto que não existe nenhum modelo preditivo no setor hoteleiro que consiga ajudar na tomada de decisão da atribuição de subsídios. Desta forma, esta investigação pode ser inovadora para a contribuição da literatura existente relativamente a previsões de falência, adicionando dados relativamente a um novo setor, assim como, pode ser útil para a tomada de decisão na C.E., percebendo se o subsídio irá realmente ser proveitoso para a organização em questão.

Para a execução da investigação, utilizou-se uma metodologia quantitativa, através da amostragem de 80 empresas do setor hoteleiro, compreendendo o período 2010-2018. De modo a construir o modelo preditivo no qual se baseia a investigação, irão ser extraídas conclusões sobre a aplicação dos modelos, tanto de análise multivariada de probabilidade condicionada, como análise discriminante (multivariada), onde se evidenciará a precisão de cada um destes modelos de modo a obter a informação mais capaz de dar resposta, antecipada na linha temporal, se uma determinada organização entrará em Insolvência ou permanecerá em Atividade. Pretende-se também comprovar que o modelo Logit é mais capaz de dar uma resposta cabal à temática, do que o A.D.M.

Este estudo será baseado em autores como: Altman & Sabato (2007) e Altman (1968), entre outros; e esta dissertação dotou pela renovação dos conceitos, implementando uma comparação entre os modelos desenvolvidos de raiz com outros dois modelos já estudados pelos outros autores mencionados. Assim, o modelo que está em investigação, será baseado em empresas com o C.A.E. 55, sendo que este representa a atividade hoteleira apenas, ao contrário do que foi realizado nos modelos supracitados, demonstrando a inovação do estudo e a sua conveniência.

Para o desenvolvimento do modelo, após uma leitura cuidada e ponderada de literatura relacionada com o tema, fraseando a comparação nestes autores Altman & Sabato (2007) e Altman (1968) como previamente mencionado, e com as seguintes variáveis:

Quadro 1
Rácios Financeiros
Vendas/Total Ativo
Dívida curto prazo/Vendas
Dívida terceiros/ Total passivo
Ativo corrente/Passivo Corrente
Fundo Mancio/Ativo Total
Passivo Corrente/Total Ativo
Passivo Corrente/Capital Próprio
Caixa e Equi/ Total Ativo
Resultados operacionais/Total Ativo
Ebit/Vendas
Ebit/Total Ativo
Ganhos retidos/Total Ativo
EBITDA/Total Ativo
Total Passivo/Total Ativo
Dívidas CP/ Capital Próprio
Dívidas MLP/ Ativo corrente
Capital Próprio/Total Passivo
EBIT/Despesas com Juros
EBITDA/Despesas com Juros

Quadro 1 – Variáveis / Rácios Financeiros

Definidas todas as variáveis explicativas a utilizar e recorrendo à base de dados SABI, extraem-se o conjunto de rácios para o conjunto das 80 empresas mencionadas da área da hotelaria, sendo que existem 40 ativas e 40 insolventes, para uma análise mais igualitária.

Assim, combinando todas as informações e modelo criado, esta investigação poderá ter um contributo essencial, de fazer com que as organizações sejam avaliadas em vários momentos tendo uma capacidade preditiva que permita mitigar risco na atribuição destes fundos.

Esta dissertação organiza-se em cinco capítulos. Após a introdução apresentada neste primeiro, apresenta-se, no capítulo 2, a revisão de literatura relevante sobre o tema, sendo abordados conceitos-chave deste estudo: a insolvência, o setor hoteleiro, a previsão de falência, previsão falência no setor hoteleiro. O capítulo 3 debruça-se sobre as questões de investigação e a metodologia adotada. Num capítulo seguinte são apresentados os resultados da aplicação dos métodos econométricos. Por fim, num capítulo final, apresentam-se as conclusões, principais limitações da investigação e sugestões de futuras investigações.

2. Revisão da literatura

2.1. Definição de Insolvência

A Insolvência é um estado económico organizacional que comporta em sua definição características com percepções depreciativas, em relação à eficácia e eficiência das empresas que neste estado se encontrem.

Este conceito não é, de todo, uma conceção padronizada e aceite por todos os investigadores a nível global. A própria definição de falência varia de autor para autor, não havendo uma homogeneização da mesma.

No caso Português, a insolvência, é uma figura jurídica de imensa importância para o país, ao ponto de se legistalar sobre o tema (Nunes, 2012). Assim, o Código de Insolvência e da Recuperação de Empresas define no Artigo 3.º, al. 1 que se considera em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas. Evidenciamos uma primeira definição, efetuada pelo Estado Português.

De estudos mais recentes retira-se o conceito de insolvência baseado no fator legal da sua imposição. As empresas são consideradas insolventes a partir do momento em que estas sejam legalmente declaradas como não capazes de cumprir com as suas obrigações, como também, quando há exigência através de processo lícito da insolvência do arguente para que se resolva a situação perante credores (Diakomihalis, 2012; Lin, 2014).

Antunes et al. (2017) declararam posteriormente que, a falência ocorre quando uma organização não tem capacidade para cumprir suas obrigações financeiras.

Antão e Peres & Marques (2018), voltam a salientar após os autores mencionados, que não existe um consenso na definição de falência/insolvência, visto que se a mesma for definida do ponto de vista jurídico, então irá variar em todas as nações do mundo. Os autores realçam é que todas as diferentes definições apresentam traços em comum, e pode ser genericamente definida como uma situação onde uma empresa não tem capacidade para honrar os seus compromissos financeiros.

Por último surge a definição do Tribunal de Justiça Europeu (2019), que sugere o estado falência “se uma empresa ou um empresário estiver com dificuldades financeiras, ou não puderem honrar as suas dívidas”.

Para complementar, no mesmo ano, Alvares (2019) sugere que a insolvência, apesar de poder ser temporária, revela-se por ter um total dos passivos consideravelmente maior do que o total do ativo, e, assim sendo, é, por norma, a causa de uma declaração de bancarrota.

Desse modo, e no contexto de uma empresa, torna-se mais crítico a empresa entrar em insolvência e indica uma condição crónica da empresa, deixando de ser apenas temporária.

Assim, podemos verificar que a definição do estado de insolvência varia consoante o investigador e a sua perceção de quando a empresa deixa de traduzir uma eficiência económica.

Existindo várias ideias de como definir o estado de uma empresa e como se observa a fase anteriormente descrita, seguindo Antão et al. (2018), não existe um consenso na definição de falência/insolvência. Não havendo uma standardização do estado de falência de uma empresa, a investigação não irá basear a definição do estado da empresa em nenhum dos autores, de forma a não retirar fiabilidade à escolha, nem à investigação.

Existindo este constrangimento, verifica-se, através da utilização do SABI, uma Base de Dados com informação completa de análise financeira de empresas portuguesas e espanholas com um histórico de contas anuais até 25 anos, a qualificação do estado de insolvência.

Esta qualificação é feita através da seleção em SABI do estado de Insolvência como motor de pesquisa, visto que na presente plataforma não existe a opção de definição de falência.

A Insolvência é um ato legal em Portugal, e nesta plataforma a Insolvência, demonstra-se regulada a pelo Código de Insolvências, onde as empresas tem mais obrigações que rendimentos. Desta forma serão esses os dados base para a dissertação, acreditando assim que a amostra será o mais homogénea possível e não se incorre o risco de estar a limitar a pesquisa por estar de acordo com determinada cadeia de pensamentos.

No entanto é de realçar que, todas as definições acima introduzidas, estão eminentemente interligadas com a seleção feita em SABI, visto que as empresas insolventes na plataforma são todas as que assim foram consideradas na via legal.

Sendo a definição legal a incapacidade de incumprimento das obrigações, e não existindo a possibilidade de escolha de empresas falidas na plataforma, a seleção da amostra foi baseada na insolvência sendo que, para alguns autores, este é o momento mais frágil de uma organização antes de encerrar a atividade.

2.2. Evolução dos Modelos de Previsão de Falência

Nas últimas duas décadas, tem-se verificado uma crescente popularidade dos métodos de previsão de falências inteligentes em relação aos métodos estatísticos. Isto porque os

métodos inteligentes superam os métodos estatísticos no sentido de serem capazes de levar em consideração um grande número de atributos e avaliar relacionamentos mais complexos entre eles. Do ponto de vista de construção de modelo, a previsão de falências é uma tarefa de classificação binária, mas tem de se ter em consideração que num cenário de vida real, o número de empresas falidas constitui apenas uma fração de todas as empresas operacionais, fazendo com que os processos aumentem de complexidade nas relações (Zoričák, Gnip, Drotár, & Gazda, 2020).

Recentemente, para esta análise de previsão de falências corporativas, tem-se focado também em métodos baseados em *machine learning*¹ que tem sido proposto para resolver o problema de previsibilidade. No entanto, os modelos existentes não consideram que as grandes quantidades necessárias de dados para este tipo de métodos sejam difíceis de serem obtidos na prática. Assim, outros autores recorrem a máquinas de vetor de suporte de proporção² e outras estratégias, de modo a melhorar o desempenho através da introdução de estratégias de aprendizagem de conjunto³, que já demonstram sua eficiência e superioridade na resolução do problema de previsão de falências (Chen, Chen, & Shi, 2020).

O autor Jabeur (2017) também motivado pela inadequação dos modelos tradicionais de previsão, recorreu ao modelo de Regressão Logística de Mínimos Quadrados Parciais (PLS-LR) que permite integrar um grande número de variáveis no modelo; além disso, resolve o problema de correlação, tendo em conta os dados que falem na matriz. Através desse método os resultados obtidos foram satisfatórios e confirmam a superioridade em relação aos métodos convencionais, visto que permite considerar todos os indicadores na previsão de dificuldades financeiras, na redução das incertezas, e na melhoria do controlo e na coordenação entre os diferentes *stakeholders* da empresa, visto que o mesmo fornece uma descrição informativa das práticas em termos de indicadores de falência. Isso permite que eles façam um diagnóstico comparativo dos seus próprios modelos de previsão de dificuldades financeiras. Assim, Jabeur (2017), inovou em dois aspetos: o uso de todas as variáveis para

¹ Machine learning é um subcampo da Engenharia e da informática que permite o reconhecimento de padrões, através da execução de algoritmos que criam de modo automático modelos de representação de conhecimento com base num conjunto de dados.

² modelos com aprendizagem associados algoritmos que analisam os dados utilizados para a classificação e análise de regressão

³ usar vários algoritmos de aprendizagem para obter melhor desempenho preditivo do que poderia ser obtido de qualquer um dos algoritmos de aprendizagem constituintes sozinho

prever a falência, e é uma alternativa interessante para o problema frequente de algoritmo de convergência para estimativa de máxima verossimilhança em regressão logística.

Outros autores que recentemente contribuíram para a pesquisa foram, Antunes, et al. (2017), que de modo a efetivamente melhorar o desempenho de previsão de falências com alta precisão, comparado com as outras abordagens, sugeriram a solução de utilizar dados de falências do mundo real, através de processos gaussianos⁴ numa análise aprofundada e de uma interpretação probabilística. Gerando uma visualização gráfica completa para melhorar a compreensão dos diferentes desempenhos obtidos, compilando efetivamente todos os experimentos e apresentando-os de forma significativa. Assim, a utilização dos processos gaussianos permite o tratamento de incerteza, que é crucial para tarefas de previsão em ambientes de negócios extremamente competitivos e voláteis (Antunes, et al., 2017).

Mai et al. (2019) foram outros autores que, mais tarde salientam o facto de os investigadores estarem em constante procura por modelos de previsão mais eficazes para prever falências e dificuldades financeiras.

E esta procura constante surge pois, inicialmente, os modelos de previsão de falências aplicavam índices financeiros extraídos de demonstrações financeiras anteriores à falência, e os modelos apresentavam bom desempenho dentro ou fora da amostra, no entanto, ao longo dos anos tem existido uma maior necessidade preditiva e para tal, exigiu-se um esforço contínuo na literatura de modo a desenvolver modelos que acompanhassem essa necessidade (Wu, Gaunt & Gray 2010).

Assim, segundo os mesmos autores, Wu et al. (2010) uma inovação considerável, ao longo destes anos, foi a inclusão em modelos de previsão de falências de dados do mercado de capitais, como excesso de retorno das ações e volatilidade do retorno das ações, agregado à aplicação do modelo de opções Black-Scholes-Merton, que demonstraram um aumento significativo da previsibilidade da falência (Wu et al., 2010). No entanto, estes estudos de previsão de falência, concentram-se em empresas listadas no mercado de ações, e há apenas dados limitados para as restantes das organizações. Essas empresas, normalmente PME's não indexadas bolsa de valores, representam ainda parte significativa da economia (Drotár, Gnip, Zoricak & Gazda, 2019) e sendo este estudo sobre PME's, a inclusão destes dados não seria viável.

⁴ Em probabilidade e estatística, um processo gaussiano, é um modelo estatístico onde as observações são dispostas num domínio contínuo como por exemplo, o espaço ou tempo. Cada ponto contido num espaço de entrada contínuo está interligado com uma variável aleatório de distribuição normal

Estas mudanças de modelos para características mais específicas com a evolução tecnológica e do tempo, devem-se ao desafio de uma avaliação precisa da previsão de falência empresarial em cenários de crise financeira ou quando a volatilidade e imprevisibilidade dos mercados introduzem grande incerteza. Visto que nesses momentos o risco de crédito é a principal preocupação dos bancos e investidores seguem mais atentamente e testam as empresas, exigindo uma grande necessidade de ferramentas analíticas precisas que sejam capazes de prever a falência corporativa entre as empresas nas quais os investidores estão dispostos a investir (Antunes et al., 2017).

De salientar, que apesar de todos estes avanços na literatura e evolução tecnológica, todos os investigadores ao estudarem a temática de modelos de previsão de falência, que tanta atenção tem recebido, desde longa data onde estes, baseiam-se sempre em estudos anteriores, tentando através dos mesmos desenvolver modelos cada vez mais cabais de dar resposta à temática, é então imprescindível desenvolver-se modelos capazes de prever a falência das organizações (Zopounidis & Doumpos, 1999). De modo a desenvolver esses métodos é então imprescindível analisar a literatura já existente e que será relevante para esta investigação em questão, de modo a criar um modelo, que da mesma forma que os modelos dos autores previamente mencionados, seja capaz de prever com superioridade, em relação aos métodos tradicionais.

Inicialmente a previsão era efetuada recorrendo a modelos genéricos e padronizados. Com o passar do tempo o conhecimento foi sendo moldado evidenciando-se necessidades de se desenvolver modelos mais específicos devido à diversidade dos negócios, tipologia de empresa a serem estudadas, fatores externos a considerarem-se para além dos dados contabilísticos e financeiros.

Existem, à data, várias metodologias para se conceber um modelo, seguindo literatura desenvolvida, assertiva e não factualizada e até segmentada por tipologia de negócio. Como exemplo temos a presente dissertação que foi desenvolvida com base em literatura existente sobre esta temática, com testes e resultados concretos, podendo ser então estes as fundações na qual se baseia todo o estudo. Consideremos, então, a evolução cronológica como ponto de partida desta secção.

William Beaver foi pioneiro no estudo da previsão de falência. No ano de 1966, o autor com o objetivo de medrar o assunto, desenvolve uma investigação que se iria debruçar rácios financeiros com o fim de prever riscos falência, no setor industrial dos Estados Unidos da América (Beaver, 1966).

Até à data supramencionada não existia um bom método de análise de risco de empresas, fazendo com que as atribuições de crédito por parte de banca fossem demasiado retraídas. O autor evidencia mesmo a situação que, por vezes, o crédito atribuído era insuficiente para que os objetivos da organização fossem alcançados.

Com uma análise de 30 rácios financeiros, sendo estes repartidos por 5 categorias definidas pelo autor ⁵, foram estudadas 158 empresas num período de 11 anos (1954-1964). Estas estavam repartidas de igual modo consoante seu estado legal, sendo 79 empresas falidas e 79 em atividade.

O problema evidenciado é mesmo de que esta análise apenas estudava um rácio de cada vez. A esta técnica dá-se o nome de análise univariada e foi utilizada pela sua facilidade de aplicabilidade. No entanto o autor William Beaver chega a referir que há a possibilidade de se criarem modelos com a conjugação de vários rácios, ou seja, uma análise multivariada. Através de valores médios obtidos no cálculo dos rácios este define um *range* para sobre qual são testadas as organizações. Conclui que quanto mais se aproximava do ano de falência⁶, mais deterioração tinham os rácios estudados (Beaver, 1966).

Posteriormente surgem novos modelos e novas visões de vários investigadores. Começa-se a depreender a ideia de que, se conjugados e somados vários rácios financeiros, a informação contabilística era mais fidedigna e capaz de prever, com mais eficácia, a falência de organizações.

Desenvolve-se um estudo, no ano de 1968, baseado na utilização de metodologia de análise multivariada discriminante, onde categorias de rácios são ponderadas e somadas, para se extrair um rácio geral que servirá de base à classificação de empresas de manufatura com um ativo superior a 1 milhão de dólares. A classificação define-se pelo estado de falência ou ativa (Altman, 1968).

É utilizada uma amostra de 66 empresas que haviam solicitado falência entre 1946 e 1965 para que fosse possível fazer o teste ao modelo desenvolvido. São usados 22 indicadores, potencialmente relevantes e não correlacionados, que melhor comportem informação relevante para a previsão de falência.

Neste estudo expõem-se as variáveis por 5 categorias de rácios, sendo eles, rácios de liquidez, rácios de alavancagem, rácios de rentabilidade, solvência e atividade.

⁵ As categorias de rácios definidas pelo autor são, nomeadamente, liquidez, cash-flow, turn-over, dívida e rentabilidade.

⁶ Um ano antes da falência das empresas o modelo obtinha uma capacidade preditiva de 91%

É desta forma que o autor formula e de onde surge o modelo Z-score.

Tabela 1
MODELO Z-SCORE DE EDWARD ALTMAN

Variável	Rácios Financeiros	Factor de ponderação
X1	Fundo Maneio/Ativo Total	0,012
X2	Ganhos retidos/Total Ativo	0,014
X3	Ebit/Total Ativo	0,033
X4	Valor Mercado/total Passivo	0,006
X5	VN/Total Ativo	0,999

$$Z\text{-score} = 0,012 X1 + 0,014 X2 + 0,033 X3 + 0,006 X4 + 0,999 X5$$

Este modelo teve uma capacidade preditiva ⁷de 72%, 2 anos antes das empresas entrarem em insolvência.

A análise multivariada discriminante foi base para o estudo da previsão de falência de vários autores nos anos subsequentes como (Deakin, 1972), (Edmister, 1971, 1972), (Keasey & Watson, 1986), (Hennawy & Morris, 1983) e (Blum, 1974).

O método de análise discriminante vem efetivamente transcrever uma nova maneira de estudar e desenvolver modelos de previsão de falência. As suas principais vantagens passam, então pela capacidade de introduzir múltiplos rácios financeiros em simultâneo nos modelos, como também a sua capacidade de combinar estas variáveis independentes (Sung, Chang, & Lee, 1999). A sua facilidade de aplicabilidade vem também ser um fator diferenciador na escolha deste tipo de análise como também este método ser capaz de extrair resultados com qualidade nos estudos onde foram aplicados (Marín, 1997) (Zeytinoglu & Akarim, 2013).

Contudo estes modelos apresentam várias falhas relacionadas com a distribuição das variáveis, a dispersão de matriz de covariâncias, o cálculo individual da significância de cada variável e erros na classificação dos resultados ou a redução da dimensão e a aplicação dos modelos (Pereira, Silva, Basto, & Santos, 2016). E assim sendo, apesar da boa capacidade preditiva, foram vários autores que se referiram a método como não sendo o melhor para se estudar o tema em questão, evidenciando algumas falhas do mesmo (Eisenbeis, 1977; Pinches, 1980; Sung et al., 1999).

Para fazer face a estas falhas, o estudo debruça-se então para a diferença entre o modelo Logit e a análise discriminante multivariada, e qual seria o melhor método para analisar as organizações. Apesar de distintos na sua essência, estes dois métodos são extremamente idênticos no que toca a eficácia de extrair resultados (McFadden, 1976).

⁷ Em testes posteriores conclui-se que o modelo consegue obter 83% de acerto 2 anos antes e 95% um ano antes da falência

É então no ano de 1980 que nos é apresentada uma nova cadeia de raciocínio, cadeia esta que introduz ideia de que os modelos desenvolvidos baseados numa regressão logit seriam mais capazes de dar resultados precisos em relação ao estudo preditivo da falência (Ohlson, 1980). Foram utilizados neste estudo 105 empresas falidas e 2058 em atividade, entre 1970 e 1976. O autor vem introduzir, para além dos rácios financeiros escolhidos através de literatura existente, duas variáveis binárias, sendo elas, empresa falida e empresa ativa.

O autor na sua investigação consegue evidenciar uma percentagem de precisão de 96% um ano antes da falência, e 95.55% 2 anos antes.

Gabrielle Sabato e Edward Altman, devido ao papel fundamental das PME's na economia dos vários países e devido ao facto de se ter evidenciado uma especial atenção no novo Acordo de Capital de Basileia a esta tipologia de organização, desenvolveram também um estudo de para elaborar um modelo de previsão de risco/stress que se foca nas pequenas e médias empresas (Altman & Sabato, 2007).

Este estudo desenvolve-se com o intuito de testar o comportamento das medidas financeiras para as PME's, em relação ao risco de crédito. e como utilizá-las para que sejam uma base de desenvolvimento de um modelo preditivo, evidenciando-se as variáveis mais significativas na previsão da capacidade das organizações obterem crédito.

Com a utilização de uma técnica de regressão Logit, num painel de dados base com mais de 2.000 empresas americanas que tenham uma faturação inferior a 65 milhões anuais (definição de PME na literatura em questão), na linha temporal entre 1994-2002, desenvolveram um modelo anual de previsão.

Conclui-se, então, que a banca deve ter modelos específicos para calcular o risco de crédito das PME's pois estas têm características singulares que as diferenciam das grandes corporações, quando desenvolvem análises de risco de créditos

Contudo os autores evidenciam também que as instituições financeiras não necessitam de alterar ou aplicar diferentes processos de análise, mas sim, ter um portfolio de dados específicos para PME's (como scoring e sistemas de rating) Como esperado o modelo tem um poder de previsão, dentro da amostra, superior em 30% do que um modelo genérico previamente utilizado (Altman & Sabato, 2007).

2.3 Modelos de Previsão de Falência – Sector hoteleiro

O setor hoteleiro é uma enorme fonte de receitas para os países, sendo também foco de investimento, fazendo surgir uma forte necessidade de manutenção deste tipo de empresas de forma a evitar o fracasso empresarial e a perda de capital.

Este setor dá um contributo extraordinariamente benéfico em relação à evolução da economia doméstica, sendo este o setor com maior peso na balança comercial portuguesa (Martins, 2016).

Autores, até à data, têm vindo desenvolver esta temática para este nicho de negócios baseando-se em trabalhos mais gerais. Isto sucede-se principalmente por falta de literatura específica do tema do setor hoteleiro.

Em Portugal alguns investigadores já se debruçaram sobre esta vertente de negócio baseando-se sempre em trabalhos como os de (Altman, 1968; Altman & Sabato, 2007; Altman, Sabato, & Wilson, 2010; Eisenbeis, 1977; Marín, 1997; McFadden, 1976; Ohlson, 1980).

No ano de 2016 vários autores portugueses estudaram a temática de previsão de falência no sector específico hoteleiro nacional, em simultâneo. A falta de literatura específica sobre este setor fez com que a base de escolha de variáveis a estudar fossem, efetivamente, estudos anteriores que se assemelhassem a esta tipologia de empresas. Estes desenvolvem dois modelos, um através da técnica da análise discriminante multivariada e um outro através da técnica da regressão Logit.

Os autores selecionaram uma amostra de 300 empresas, 150 fracassadas e outras 150 em atividade, com o CAE 55, entre os anos de 2005 e 2009. Concluem que ambos os modelos são extremamente capazes de evidenciar com elevada precisão se uma empresa entra ou não em insolvência (Pereira et al., 2016)

No mesmo ano uma investigadora faz desta temática a sua base de estudo para desenvolver uma dissertação. De uma amostra de 90 empresas, 45 insolvente e outras 45 ativas, para o período de 2010 a 2015 e para os CAE's 55 e 56⁸, desenvolveu modelos de previsão de falência utilizando a técnica de análise discriminante multivariada. Conclui a autora que o seu modelo é extremamente capaz de prever a insolvência das empresas estudadas, sendo esta capacidade cada vez maior consoante se aproxima do ano em que esta efetivamente entra em insolvência.

⁸ Os Códigos de Atividade Empresarial 55 e 56 representam as atividades de alojamento, restauração e turismo do setor Português

(Pacheco, 2015; Salvador, 2012) são também investigadores nacionais que também estudaram o tema de previsão de falência no setor hoteleiro doméstico. As conclusões de ambos é que se a escolha dos rácios para a análise foram baseados em literatura que tenha correlação com o tema, como o exemplo de extrair rácios usados para estudar PME's e aplicá-los a PME's do setor hoteleiro, utilizando técnicas de análise discriminante multivariada e modelos Logit ou Probit, conseguem desenvolver modelos extremamente capazes de prever a falência no setor. Assim o autor desta dissertação também se propõe a desenvolver um modelo baseado nos conceitos evidenciados até a esta fase.

Tabela 2
**LISTA DE CLASSIFICAÇÃO DAS ATIVIDADES ECONÓMICAS DE EMPRESAS
PORTUGUESAS - R.E.V. 3**

Nível	Código	Designação
2	55	Alojamento
3	551	Estabelecimentos hoteleiros
4	5511	Estabelecimentos hoteleiros com restaurante
5	55111	Hotéis com restaurante
5	55112	Pensões com restaurante
5	55113	Estalagens com restaurante
5	55114	Pousadas com restaurante
5	55115	Motéis com restaurante
5	55116	Hotéis-Apartamentos com restaurante
5	55117	Aldeamentos turísticos com restaurante
5	55118	Apartamentos turísticos com restaurante
5	55119	Outros estabelecimentos hoteleiros com restaurante
4	5512	Estabelecimentos hoteleiros sem restaurante
5	55121	Hotéis sem restaurante
5	55122	Pensões sem restaurante
5	55123	Apartamentos turísticos sem restaurante
5	55124	Outros estabelecimentos hoteleiros sem restaurante
3	552	Residências para férias e outros alojamentos de curta duração
4	5520	Residências para férias e outros alojamentos de curta duração
5	55201	Alojamento mobilado para turistas
5	55202	Turismo no espaço rural
5	55203	Colónias e campos de férias
5	55204	Outros locais de alojamento de curta duração
3	553	Parques de campismo e de caravanismo
4	5530	Parques de campismo e de caravanismo
5	55300	Parques de campismo e de caravanismo
3	559	Outros locais de alojamento
4	5590	Outros locais de alojamento
5	5591	Outros locais de alojamento

Classificação portuguesa das atividades económicas, revisão 3 utilizadas na construção da amostra

3. Metodologia

3.1 Descrição dos dados

Na presente dissertação são utilizados dados do setor hoteleiro português como base para se desenvolver o modelo econométrico de previsão de falência. É requisito que, para que sejam válidos, os dados extraídos contenham as demonstrações financeiras completas e com informação de, pelo menos, três anos. Sendo que, esses mesmos três anos, para serem válidos, tem de ser consecutivos e prévios à declaração de insolvência.

A extração dos dados é feita na plataforma SABI através do CAE representativo da atividade, sendo então utilizado o CAE 55. A tabela abaixo é uma figura representativa de todas as tipologias de negócio do setor que foram contemplados para esta análise.

Ao aceder à plataforma SABI constatou-se que a mesma não continha a opção do estado de falência das organizações, apenas outros estados, em que o mais semelhante ao estado que queremos estudar, seria a seleção do estado legal de insolvência.

A Insolvência em si, é um ato legal em Portugal, e desta forma, ao selecionar o estado de Insolvência na mesma plataforma, demonstra-se que é regulada pelo Código de Insolvências, onde a empresa tem mais obrigações que rendimentos. Definição esta que vai precisamente de encontro aos estados de falência abordados no capítulo 2.1. da presente dissertação, a título exemplificativo, que a falência ocorre quando uma organização não tem capacidade para cumprir suas obrigações financeiras (Antunes et al., 2017), ou seja, que possui mais obrigações que rendimentos e, portanto, deixa de ter capacidade económica.

A seleção da amostra foi baseada na insolvência, definindo a categorização pelo estado de insolvência, demonstrando-o como o estado deficitário da empresa que se revela o momento mais frágil de uma organização antes de encerrar a atividade. Serão esses os dados base que o autor extraiu, acreditando assim que a amostra será a mais homogênea. Desta forma e através de uma procura com base num emparelhamento de condições foram conseguidos os dados para o estudo.

A justificação apresentada pelo autor, para a escolha de empresas que contenham dados contabilísticos de três anos consecutivos, e a condição extra de serem exatamente antes do ano em que entra em insolvência, prende-se pelo facto de se querer desenvolver um modelo capaz de prever, com pelo menos dois anos de antecedência, o risco da organização entrar em insolvência.

A escolha da premissa supracitada prende-se pela ideia de que, se o modelo apenas retornasse resultados fidedignos um ano antes do estado de insolvência, poderia limitar a capacidade da gestão da organização conseguir tomar medidas preventivas que realmente pudessem salvaguardar os seus objetivos e minimizar perdas.

Acredita-se então que, com dois anos de antecedência, existe tempo para que a gestão tome medidas e para que se previna o caso de insolvência.

Este modelo pode ser ainda vantajoso e relevante para quem estuda este tipo de organizações, com o intuito de conceder subsídios comunitários, podendo desta forma saber o rumo que uma empresa está a tomar e, havendo necessidade, parar com a entrega dos subsídios incorrendo menos riscos de más atribuições.

Para a pesquisa emparelhada utilizaram-se critérios de localização, escolhendo-se apenas empresas Portuguesas, com os estados legais de empresas ativas *vs* insolvência, com 3 anos consecutivos de contas que fossem exatamente prévias ao estado de insolvência e com o número 55 de código de atividade empresarial.

De uma primeira análise efetuada foi extraída uma amostra de 205 organizações onde 75 eram insolventes e as restantes eram empresas ativas.

O autor posteriormente adicionou um critério de seleção, critério este que apenas utilizaria as empresas que respeitassem a classificação Europeia de PME's. Este novo critério prende-se pelo facto de ser mais fidedigna a escolha de variáveis independentes, a serem estudadas, visto existir uma literatura imensa sobre o estudo de modelos de previsão de falência de PME's e pouco sobre este setor específico.

Foram então apenas consideradas todas as empresas que evidenciassem, nos 3 anos, menos de 250 trabalhadores e tivessem um ativo total inferior a 43 milhões de euros, ou então, menos de 250 trabalhadores e um volume de negócios inferior a 50 milhões de euros, seguindo a definição de PME.

A amostra final utilizada para o estudo cinge-se a 80 empresas no total, sendo que, 40 delas estavam ativas e as restantes em insolvência.

O autor definiu ainda que cada empresa insolvente teria um par que fosse ativa, querendo com isto dizer, que se existisse um número de empresas insolventes em determinado ano iria existir o mesmo número de empresas ativas para esses mesmos anos e com a mesma dimensão.

Tabela 3
CONSTITUIÇÃO DA AMOSTRA

Ano	Ativas	Falidas	Total
2010	1	1	2
2011	3	3	6
2012	3	3	6
2013	6	6	12
2014	7	7	14
2015	5	5	10
2016	4	4	8
2017	4	4	8
2018	7	7	14
Total	40	40	80

A tabela acima é uma representação do resultado final da pesquisa emparelhada para a obtenção da amostra utilizada para a observação dos dados em painel.

3.2 Determinação das variáveis

A avaliação de uma empresa pode ser feita através de recurso a uma vasta gama de rácios financeiros quantitativos em que todos os investigadores da área, tendo em sua posse dados contabilísticos fidedignos, podem calcular e fazer uma leitura direta dos resultados.

Existe também a possibilidade de adicionar à pesquisa dados qualitativos que seriam também capazes de explicar a razão de uma empresa estar num estado de insolvência.

Estes dados devem ser sempre cruzados com informação quantitativa, visto poderem ser alvo de uma avaliação tendenciosa por parte do autor. Um exemplo do acima descrito seria utilizar a variável de qualidade de serviço das empresas aqui estudadas. Neste trabalho optou-se pela não utilização de variáveis qualitativas, como a demonstrada anteriormente, pelo facto de nem todas as empresas evidenciarem esta variável, ou seja, adicionando esta variável, seria muito provável a obtenção de desvios pois a amostra não é homogénea, e também pelo facto de que nem todos os consumidores responderiam ao questionário em questão.

Existe a ideia de que quando algo corre mal a tendência dos consumidores, quando requerida a avaliação da situação ou do serviço prestado, é sempre mais negativa que a realidade, devido à necessidade de relatar a insatisfação. Assim sendo acredita-se que se encontra

mais críticas depreciativas devido a este facto não espelhando a real qualidade do serviço de determinada empresa.

Desta forma apenas são utilizadas as variáveis quantitativas espelhadas nos dados contabilísticos, extraídas da mesma maneira, com as mesma rubricas e cálculo efetuado de igual forma.

A seleção das variáveis foi repartida de duas formas pelo autor, sendo que, a primeira denominada de Modelo 1, define-se com a escolha de 5 a 6 variáveis impondo a condição de que é necessário obter pelo menos uma variável por cada grupo de rácios (Atividade; Liquidez; Rentabilidade; Estrutura/Endividamento; Solvência), e uma segunda seleção baseada no total de rácios escolhidos, o Modelo 2.

A escolha dos rácios foi baseada em trabalhos previamente enunciados, sobre PME's e o setor hoteleiro (Beaver, 1966; Chen & Shimerda, 1981; Nogueira, 2017; Pacheco, 2015; Pereira et al., 2016), evidenciando-se um conjunto de 19 variáveis independentes. Como outro dos objetivos desta dissertação é a comparação com os modelos de (Altman, 1968; Altman & Sabato, 2007), os rácios por estes autores evidenciados estão também contemplados na seleção base. Desta forma a comparação é mais fidedigna.

Foi utilizado o método estatístico de *backward stepwise selection procedur* para se escolherem as variáveis com mais capacidade explicativa. Este foi o método escolhido pois (Altman & Sabato, 2007) utilizara o método de *forward stepwise selection procedure* no seu estudo e foi alvo de críticas devido ao facto de este método, por vezes, selecionar variáveis com pouca qualidade explicativa. O método utilizado nesta dissertação é mais capaz devido ao facto de se fazer a estimação total do modelo, ou seja, com todas as variáveis escolhidas para serem analisadas, eliminando-se sempre a que obtenha o menor valor de significância, e de seguida estima-se de novo o modelo até se obter aquelas que explicam melhor o facto, neste caso, se é insolvente ou estará ativa dentro de 2 anos.

Para que o método acima citado seja mais eficaz na obtenção do “*modelo ótimo*” fez-se previamente uma matriz de correlação para obtenção do Modelo 2, entre as variáveis explicativas, retirando-se todas aquelas que a sua correlação, em valor absoluto, era superior a 70%. Este valor de 70% foi o autor que o escolheu devido ao facto de este acreditar ser um nível de correlação já com elevada significância (*ver anexo – Matriz da Correlação de variáveis explicativas – Modelo 2*).

No Modelo 1 não se efetuou a matriz de correlação pois apenas faria sentido aplicá-la pelas variáveis totais e não pela fragmentação de grupo de rácios, visto que, duas variáveis

de grupos de rácios distintos podem explicar com a mesma precisão o facto da empresa entrar em insolvência retirando-se uma dessas 2 variáveis para estimação da regressão. Esta situação poderia levar à rejeição de um dos grupos de rácios, como por exemplo, os rácios de solvência terem elevada correlação com rácios dos outros 4 grupos, sendo eliminados ficando um modelo só com rácios dos restantes 4 grupos.

O nível de significância escolhido para a aplicação de método de *backward stepwise selection procedure* nesta dissertação é de 1%.

A tabela abaixo demonstra as variáveis escolhidas através da aplicação do método de regressão *stepwise*, uma com a imposição de ter pelo menos 1 variável por grupo de rácios (Modelo 1) e a outra com a aplicação do método no total das variáveis (Modelo 2).

Tabela 4
LISTA DE VARIÁVEIS EXPLICATIVAS

Categoria	Rácios Financeiros	Variável	Var. Modelo 1	Var. Modelo
Atividade	Vendas/Total Ativo	K1	X	X
	Dívida curto prazo/Vendas	K2		
Liquidez	Dívida terceiros/ Total passivo	K3		X
	Ativo corrente/Passivo Corrente	K4		
	Fundo Manco/Ativo Total	K5		X
	Passivo Corrente/Total Ativo	K6	X	
	Passivo Corrente/Capital Próprio	K7		
Rentabilidade	Caixa e Equi/ Total Ativo	K8		
	Resultados operacionais/Total Ativo	K9	X	
	Ebit/Vendas	K10		
	Ebit/Total Ativo	K11		
	Ganhos retidos/Total Ativo	K12		
Estrutura/Endividamei	EBITDA/Total Ativo	K13	X	
	Total Passivo/Total Ativo	K14	X	X
	Dívidas CP/ Capital Próprio	K15		
	Dívidas MLP/ Ativo corrente	K16		
	Capital Próprio/Total Passivo	K17		X
Solvência	EBIT/Despesas com Juros	K18		
	EBITDA/Despesas com Juros	K19	X	

Variáveis explicativas definidas para estudo e as variáveis selecionadas através da Seleção Backward Stepwise Procedure

Em ambos os modelos estimados temos escolhida a variável de Rotação do Ativo (K1). Esta variável explicativa procura mensurar o grau de eficácia com que a organização está a utilizar os seus ativos para conseguir gerar vendas. Quanto maior for este grau maior é a capacidade da empresa gerar vendas. O setor de hotelaria em todo o globo baseia as suas vendas na qualidade do serviço que detém, na qualidade do imóvel e o que este tem para oferecer, como na natureza circundante ou locais de referência a visitar.

Posto isto, este rácio faz sentido ter sido um dos obtidos através da regressão visto que as vendas estão diretamente relacionadas com a qualidade do serviço prestado (Ativos intangíveis) como da própria acomodação oferecida (Ativos tangíveis). Prende-se também a

ideia de que, quanto mais perto da insolvência, menor será o valor deste grau e tenderá sempre o seu valor para zero podendo mesmo ser negativo. Temos, para o Modelo 1, o rácio escolhido para a categoria de Atividade.

A seguinte variável a ser utilizada é o rácio de dívidas de terceiro dividido pelo total do passivo (K3). Este segundo rácio foi apenas escolhido para o Modelo 2, como se pode ver na tabela em cima. Este indicador traduz todos os recursos externos que a empresa procura para financiar a sua atividade, como por exemplo, os empréstimos bancários. Neste tipo de contas a crédito um dos maiores problemas é o pagamento de juros das dívidas contraídas. Em empresas de menor tamanho torna-se ainda um fator mais complicado pois, por norma, as instituições bancárias tendem a exigir juros maiores devido ao risco de crédito. Pode, ainda assim, ser mais vantajoso do que circunscrever o capital da organização por novos investidores.

Este rácio reflete, portanto, que quanto maior for mais a empresa estará endividada, onde há obrigatoriamente juros a reembolsar. Se um determinado investimento não tem rentabilidade compromete o capital a empresa, pelo facto acima descrito. Na amostra este rácio é inferior para as empresas insolventes, visto que estas possuem maior dificuldade de obter crédito devido à situação económica das mesmas.

O seguinte indicador a descrever é a fração entre o fundo de maneio e o ativo total, também selecionado apenas no Modelo 2 (K5). Sendo o fundo de maneio o montante necessário para que uma determinada organização consiga assegurar a normalidade da sua atividade e, muitas empresas falirem por falta de liquidez, é através deste que a empresa consegue ter capacidade para a criação de valor monetário, de forma a ser possível pagar a fornecedores com atrasos em relação ao recebimento dos clientes. Dito isto, ao dividir o mesmo pelo total do ativo total, obtém-se a percentagem de Liquidez, a curto prazo, que reflete a capacidade da empresa a cumprir com obrigações atempadamente e desenvolver assim a atividade. Maioritariamente, nas empresas insolventes da amostra, este rácio assume um valor negativo.

No Modelo 1 o rácio que divide o passivo corrente pelo total do ativo (K6) é o representante da categoria da Liquidez. Este indicador demonstra qual a percentagem de ativos que são diretamente financiados por obrigações definidas para o curto prazo, nunca superiores a um ano de exercício. A análise deste rácio descreve-se pelo fator de mensuração de 1 uniade. Quanto mais perto de 1 estiver o rácio, maior é o estado deficitário da empresa a nível de liquidez e desempenho, visto que a maior parte dos seus ativos é financiado por

obrigações a curto prazo. Se o rácio for igual a 1 ou superior, significa então que a empresa está numa situação de alto risco de falência visto não ter capacidade suficiente para expurgar as suas dívidas a CP. É assim de realçar a existência, na amostra, organizações insolventes com valores superiores a 1 unidade.

No Modelo 1 para a categoria de Rentabilidade temos evidenciados dois indicadores sendo, a rentabilidade do ativo (K9), como também o EBITDA sobre o ativo total (K13). O K9 vai ao encontro ao primeiro rácio estudado, K1, com a diferença de que se denota a capacidade do ativo gerar resultados. Quanto maior for este rácio, maior é a capacidade da empresa gerar resultados com o seu ativo. Evidencia-se aqui que, para as empresas insolventes, este rácio assume valores maioritariamente negativos o que pressupõe uma boa informação em relação ao estado de insolvência.

Quanto ao indicador K13 a fração é calculada através dos ganhos líquidos antes de serem retirados os juros, as depreciações e as amortizações sobre o total do ativo, dando o retorno do ativo. Neste rácio, os custos financeiros e de depreciações são adicionados para promover uma comparação significativa e mais real entre empresas com estrutura de capitais variadas, com estruturas de endividamento diferentes, localização geográfica distinta (custos da área metropolitana tendem a ser superiores do que nas áreas rurais) etc. Visto estarmos a analisar um setor de negócio, mas com várias tipologias e localizações, este rácio vem ajudar a diminuir diferenciações imputadas pelas condições em cima descritas, sendo de elevado valor para que este estudo traduza informação mais fidedigna. Quanto maior este rácio, melhor condição a empresa tem de gerar *net profit*⁹. Tendencialmente, na amostra, o mesmo assume valores negativos nas empresas insolventes.

Para ambos os modelos, foi selecionada a variável que divide o total do passivo pelo total do ativo (K14). Está aqui demonstrado o rácio de estrutura/endividamento selecionado para o Modelo 1. Este indica todo o passivo que financia o ativo total, não fazendo a distinção dos prazos dos mesmos. Pode-se mesmo afirmar que este indicador demonstra todo o ativo que não é financiado pelo capital próprio, logo, reflecte a existência de juros e obrigações a serem pagas com datas de vencimento.

Quanto mais perto da unidade este rácio se encontra, menor será a capacidade da empresa fazer face às suas obrigações. Se superior ou igual a unidade a organização não será capaz de cumprir as suas dívidas. No estudo efetuado, as empresas ativas, apresenta um valor

⁹ Resultado líquido

inferior às organizações insolventes e inferior também à unidade. As empresas que se definem como insolventes têm uma média superior a 1 unidade.

No Modelo 2, como é indicado na tabela acima, é utilizado o rácio de Solvabilidade (K17). Este indicador mede a relação entre os capitais próprios e o valor do passivo total. É então evidenciada a maneira de como o capital da empresa consegue satisfazer as obrigações. Este rácio é crucial pois indica necessidades de medidas da gestão de forma a que não seja posta em risco a continuidade da empresa a longo prazo.

Um valor baixo deste rácio induz a ideia de uma grande fragilidade económica das organizações. Efetivamente, para as empresas ativas, este rácio é superior em média ao percentil mínimo para se considerar que a empresa tem uma boa capacidade financeira. Define-se então que todas que obtenham um valor superior a 0,5 são empresas com boa formação económica. Na amostra deste estudo, as organizações insolventes têm média de 0,20 e as ativas de 1,70, indo ao encontro do supracitado.

Por fim, o último rácio que se evidencia é parte integrante do Modelo 1, representando a categoria de Solvência. O indicador exibido desenvolve-se através da fração do EBITDA¹⁰ sobre as despesas com juros (K19), retratando assim se o negócio da empresa é suficiente para pagar os juros que resultam de financiamentos obtidos.

Quando o valor é superior a 0, indica que a empresa tem capacidade de pagar as suas obrigações económicas de curto prazo. Se este valor é superior a 1 evidencia uma organização com facilidade de pagar as suas dívidas aos credores financeiros. Nesta dissertação as empresas que são ativas têm, em média, valores superiores a 0 existindo algumas com este rácio superior à unidade, enquanto as insolventes evidenciam valores inferiores a zero, também em média.

Na tabela seguinte evidenciam-se todos os rácios estudados, os seus valores máximos, mínimos, o seu tamanho, a média, o desvio padrão e o total de observações.

¹⁰ EBITDA representa os ganhos líquidos antes de serem retirado os juros e taxas, depreciações e amortizações (*Earnings Before Interests and Taxes, Depreciation and Amortization*)

Tabela 5

VARIÁVEIS INDEPENDENTES - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS					
Rádios Financeiros	Máximo	Mínimo	Média	Desvio padrão	Nº Observações
Vendas/Total Ativo	3,41	0,00	0,50	0,71	80
Dívida curto prazo/Vendas	603,18	0,00	15,66	84,62	80
Dívida terceiros/ Total passivo	0,97	0,03	0,49	0,30	80
Ativo corrente/Passivo Corrente	134,30	0,05	3,94	15,29	80
Fundo Manco/Ativo Total	0,98	-0,43	0,04	0,20	80
Passivo Corrente/Total Ativo	4,86	0,01	0,46	0,67	80
Passivo Corrente/Capital Próprio	74,46	-11,69	3,84	13,53	80
Caixa e Equi/ Total Ativo	0,61	-0,01	0,05	0,10	80
Resultados operacionais/Total Ativo	0,62	-2,47	-0,04	0,33	80
Ebit/Vendas	866,94	-133,96	7,20	99,04	80
Ebit/Total Ativo	0,62	-2,47	-0,04	0,33	80
Ganhos retidos/Total Ativo	3,15	-6,20	-0,24	1,11	80
EBITDA/Total Ativo	0,62	-2,47	-0,01	0,33	80
Total Passivo/Total Ativo	6,82	0,06	0,94	1,02	80
Dívidas CP/ Capital Próprio	54,14	-2,38	2,21	7,70	80
Dívidas MLP/ Ativo corrente	297,73	0,04	9,68	36,81	80
Capital Próprio/Total Passivo	16,41	-0,85	0,99	2,41	80
EBIT/Despesas com Juros	1,10	-55,03	-0,73	6,16	80
EBITDA/Despesas com Juros	1,32	-55,03	-0,62	6,18	80

Tabela descritiva dos valores obtidos nos dados contábilísticos de toda a amostra

3.3 Estimação dos Modelos

O autor utiliza duas técnicas para que sejam extraídas as conclusões a que este se propõe. Inicialmente desenvolve-se um modelo de análise discriminante multivariada, aplicado sobre as variáveis do modelo Z-score revisto na literatura, evidenciando-se a sua capacidade preditiva.

O segundo ponto a ser estudado será então, numa primeira fase, evidenciar qual a capacidade preditiva do modelo Z-score mas aplicando o modelo logístico às mesmas variáveis, evidenciando se efetivamente, na amostra, o modelo logístico estima com mais precisão do que o modelo efetuado através da análise discriminante multivariada. A segunda fase do segundo ponto será então a estimação dos modelos do autor, mais o modelo de (Altman & Sabato, 2007), através do método logit e evidenciar qual dos modelos tem a melhor capacidade preditiva.

A análise discriminante tem a seguinte função:

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

Onde:

Z_i : é o resultado discriminante obtido para cada empresa (*i da amostra*)

X_{ni} : é o valor apurado através do cálculo do rácio financeiro *n* da organização *i*

β_x : são os coeficientes de ponderação das variáveis discriminantes da amostra.

Como estamos perante um teste onde apenas existem dois resultados possíveis, da empresa entrar em insolvência ou de se manter no ativo, este estudo enquadra-se nos modelos de escolha binária. A utilização do modelo Logit baseia-se então na definição de uma variável dependente binária, conjugada com todas as variáveis independentes escolhidas através do método *backward stepwise selection procedure*. Como já evidenciado anteriormente, o autor

define que para todas as empresas insolventes a variável dependente denominada de **INS** assume o valor de 1 e para todas as restantes ativas o valor de 0. Desta forma conclui-se sempre qual a probabilidade de uma empresa falir ao invés da probabilidade da empresa estar ativa. Para tal teria que definir as variáveis no sentido inverso.

A função logística é a representada em baixo:

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

Onde:

$$INS_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}$$

Os β_k são todos os coeficientes estimados pelo modelo, X_{ki} são todas variáveis independentes explicativas que o autor selecionou para os modelos a estudar e $P(INS_i)$ a probabilidade de uma determinada empresa ir à falência.

Em relação ao ponto de cut-off define-se, tanto no modelo Z-score como no modelo Logit 0,5. Em relação ao modelo Z-score, este valor é conseguido através de se efetuar uma média dos Z_i das empresas ativas e insolventes, respetivamente, multiplicando cada um desses valores pelo número de empresas. De seguida somaram-se os resultados de ambos, e fez-se a divisão pelo número total de empresas da amostra chegando-se ao valor de 0,5. Quanto ao modelo Logit este valor foi estipulado pelo software utilizado para a estimação. É o valor estandardizado que este programa utiliza para o cálculo da regressão Logit.

O software permite também a aplicação do processo de correção Huber-White, sendo então assim considerado a ocorrência de heterocedasticidade na estimação efetuada.

4. Resultados

O primeiro resultado conseguido pelo autor passa pela estimação do modelo, recorrendo ao método de análise discriminante multivariada, com as variáveis utilizadas por (Altman, 1968). Na tabela 6 temos disposto as variáveis explicativas do modelo, os seus coeficientes de ponderação, a sua significância e o valor múltiplo do R do modelo.

Tabela 6
MODELO Z-SCORE APLICADO À AMOSTRA

<i>Regressão Estatística</i>				
R Múltiplo	R Quadrado	R Quadrado ajust.	Erro Sdt	Obs.
0,630223349	0,397181469	0,356450488	0,403638362	80
	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Standard</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>
Constante	0,69	0,07	10,44	0,0000
K1	-0,32	0,07	-4,80	0,0535
K5	0,46	0,24	1,96	0,0535
K12	-0,43	0,28	-1,54	0,1271
K13	0,01	0,09	0,15	0,8796
k17	-0,06	0,02	-3,14	0,0025

$Z\text{-score} = 0,692 - 0,323K1 + 0,461K5 - 0,425K12 + 0,013K13 - 0,062K17$

Sendo o R múltiplo o coeficiente de determinação da regressão linear e, é este que faz a determinação da quantidade da variância dos dados que é explicada pelo modelo linear, sendo que este coeficiente assume valores entre 0 e 1, significa que neste modelo 63% da variância que ocorre na variável dependente é explicada a partir das variáveis independentes incluídas no modelo.

As variáveis K12 e K13 não têm significância neste modelo. Como podemos observar a variável K1 é a mais significativa, e assume valor negativo. Vem então de encontro ao previamente evidenciado visto ser este o rácio do Volume de negócio sobre o total do ativo assumindo valores negativos nas empresas insolventes.

Aplicando a fórmula à amostra definem -se então os intervalos de classificação da amostra sendo que os resultados com um valor de Z-score superior a 0,69 são assumidos como empresas ativas e com boa capacidade económica, valores inferiores a 0,3 indicam-nos empresas com uma estrutura frágil e com elevado risco de insolvência e entre ambos os valores descritos em cima surge a definição de empresas críticas com uma estrutura financeira frágil e debilitada.

O autor define também a percentagem de falha do modelo separando-os em 2 grupos sendo, erros de Tipo I todos aqueles que o modelo evidencia como ativa as empresas falidas e erros de Tipo 2 quando estamos presentes de uma empresa ativa e o modelo expõe o

resultado como esta fosse uma organização insolvente. A tabela 7 é uma figura representativa desses valores.

Tabela 7
CAPACIDADE PREDITIVA ERROS TIPO I E TIPO II - MODELO Z-SCORE

	Erros Tipo I	Erros Tipo II	Capacidade preditiva
Modelo Z-score - Análise Discriminante Multivariada	10%	25%	82,50%

Resultados obtidos através da aplicação do modelo com as variáveis Z-score de Altman (1968) utilizando a ADM

Podemos também observar na tabela que a capacidade preditiva das variáveis independentes utilizadas nos modelos de Edward Altman em 1968, aplicadas sobre uma análise discriminante multivariada tem uma capacidade predita de 82,5%, superior aos 72% conseguidos na primeira abordagem do autor supracitado.

Posteriormente foi realizada uma nova estimação do mesmo modelo, mas agora através da utilização do método de análise Logit. A tabela 8 é uma representação do modelo conseguido através deste método.

Tabela 8
MODELO LOGÍSTICO Z-SCORE

Variável	Coefficient β	Erro Sdt.	z-Statistic	P-Value
C	1,51	0,30	5,03	0,0000
K1	-2,79	0,68	-4,11	0,0000
K5	1,11	1,31	0,85	0,3943
K12	-11,20	3,58	-3,13	0,0018
K13	0,78	0,44	1,77	0,0763
K17	-0,74	0,32	-2,34	0,0191
R² Mcfadden	0,58		Log likelihood	-23,12641

Resultados obtidos através da aplicação do modelo com as variáveis Z-score de Altman (1968) utilizando a regressão Logit

No modelo acima descrito a variável K5, que é definida pela razão entre o Fundo de Maneio e o Ativo Total, não é considerada estatisticamente significativa. Esta regressão aplicada a este conjunto de variáveis apresenta-nos um R^2 Macfadden de 0,58 e uma eficácia global de 83,75% de acerto. Na tabela 9 podemos ver os erros Tipo I e Tipo II obtidos através desta estimação.

Tabela 9
CAPACIDADE PREDITIVA ERROS TIPO I E TIPO II - MODELO Z-SCORE

	Erros Tipo I	Erros Tipo II	Capacidade preditiva
Modelo Z-score - Regressão Logit	12,5%	20%	83,75%

Resultados obtidos através da aplicação do modelo com as variáveis Z-score de Altman (1968) utilizando a regressão Logit

A tabela acima demonstra que, a nível de erros, o modelo estima 5 empresas falidas como ativas, sendo a percentagem de erros Tipo I e 8 empresas ativas como falidas, representando os erros do Tipo II.

Podemos também concluir que a aplicação da regressão logística torna o modelo mais capaz de prever o caso de insolvência, comparando-o com a análise discriminante multivariada.

Em continuação do teste a efetuar o autor aplica a regressão logística a mais 3 modelos sendo que, 2 deles são desenvolvidos pelo mesmo e um terceiro utilizando as variáveis evidenciadas pelo trabalho de (Altman & Sabato, 2007).

As tabelas seguinte estarão dispostas por ordem de capacidade preditiva, da menos capaz para a mais, destes 3 últimos modelos começando pelo baseado em (Altman & Sabato, 2007), seguidamente pelo modelo desenvolvido com a obtenção de 6 rácios financeiros divididos pelas 5 categorias existentes e por último, o modelo de 5 rácios que o autor conseguiu fazendo a regressão *backward stepwise* sem qualquer imposição de escolha por grupo de rácios.

Tabela 10

MODELO LOGÍSTICO ALTMAN & SABATO (2007)				
Variável	Coefficient β	Erro Sdt.	z-Statistic	P-Value
C	0,55	0,43	1,28	0,2014
K8	-1,09	3,01	-0,36	0,7180
K13	0,19	0,58	0,33	0,7391
K14	-17,57	8,82	-1,99	0,0463
K16	0,06	0,04	1,51	0,1298
K20	-0,79	0,91	-0,87	0,3855
R² Mcfadden	0,34		Log likelihood	-36,75541

Resultados obtidos através da aplicação do modelo com as variáveis Altman & Sabato (2007) utilizando a regressão Logit

Tabela 11

MODELO LOGÍSTICO DESENVOLVIDO - MODELO 1				
Variável	Coefficient β	Erro Sdt.	z-Statistic	P-Value
C	-0,04	1,06	-0,04	0,9704
K1	-5,57	1,88	-2,96	0,0031
K6	4,61	2,67	1,73	0,0843
K9	22,17	22,59	0,98	0,3265
K13	-23,16	21,40	-1,08	0,2793
K14	2,04	1,61	1,27	0,2053
K19	-2,55	1,28	-1,98	0,0475
R² Mcfadden	0,60		Log likelihood	-20,78319

Resultados obtidos através da aplicação do método Backward Stepwise Selection Procedure, por grupo de Rácios

Tabela 12

MODELO LOGÍSTICO DESENVOLVIDO - MODELO 2				
Variável	Coefficient β	Erro Sdt.	z-Statistic	P-Value
C	1,15	2,45	0,47	0,002
K1	-6,59	1,66	-3,98	0,000
K3	-5,66	1,58	-3,59	0,004
K5	4,52	2,99	1,51	0,001
K14	5,53	3,09	1,79	0,009
K17	-0,29	0,54	-0,54	0,003
R² Mcfadden	0,62		Log likelihood	-20,64154

Resultados obtidos através da aplicação do método Backward Stepwise Selection Procedure sem impor a condição de 1 rácio por cada grupo

Com a observação das tabelas em cima disposta vemos que o modelo utilizando as variáveis de Altman & Sabato de 2007 é o menos capaz de fazer uma previsão de falência na amostra. Este modelo retorna um R^2 Macfadden de 0,34 enquanto os outros modelos retorna valores superiores sendo 0,60 para o Modelo 1 do autor, 0,62 para o Modelo 2 e 0,58 para o modelo construído com variáveis evidenciadas por Edward Altman em 1968.

Quanto às capacidades preditivas dos modelos temos que o espelhado na Tabela 10 evidencia uma capacidade preditiva de 81,25%, o Modelo 1 do autor tem uma capacidade preditiva de 85% enquanto o Modelo 2 retorna uma capacidade preditiva de 86,25%.

A estimação dos modelos evidencia também que o rácio que mais tem capacidade explicativa para a situação exposta é o K1. Este rácio será o melhor pela razão de que evidencia como é que um local de acomodação está a utilizar o seu ativo de forma a que consiga gerar vendas. Nas empresas insolventes este rácio tende a ir de encontro com o valor de zero existindo mesmo algumas organizações que o evidenciam com valor negativo.

A tabela 13 demonstra um resumo de todos os modelos e as suas capacidades preditivas, por ordem crescente.

Tabela 13
QUADRO RESUMO

Método de Estimação	Modelo Estimado	Capacidade preditiva
Logit	Altman & Sabato (2007)	81,25%
ADM	Altman (1968)	82,50%
Logit	Altman (1968)	83,75%
Logit	Modelo 1 - Autor	85,00%
Logit	Modelo 2 - Autor	86,25%

Resultados obtidos, por ordem crescente de capacidade preditiva

Quanto aos erros de Tipo I e Tipo II, na tabela abaixo, evidenciamos um quadro resumo.

Tabela 14
ERROS TIPO I E TIPO II - MODELO ESTIMADOS

	Erros Tipo I	Erros Tipo II
Modelo Altman & Sabato (2007) - Regressão Logit	20%	17,5%
Modelo Z-score - ADM	10%	25%
Modelo Z-score - Regressão Logit	12,5%	20%
Modelo 1 - Regressão Logit	17,5%	12,5%
Modelo 2 - Regressão Logit	10,0%	17,5%

Quadro resumo de erros de Tipo I e Tipo II

Na estimação, da regressão Logit aplicada às variáveis independentes do modelo de (Altman & Sabato, 2007), temos que este modelo qualifica 8 empresas insolventes como empresas ativas e 7 empresas ativas com a designação de insolventes.

Na continuação do disposto na tabela 14, no modelo de (Altman, 1968) e utilizando a ADM temos que 4 empresas insolventes são designadas como empresas ativas e 10 das organizações com estado legal ativo são reconhecidas pelo modelo como insolventes.

No Modelo 1 do autor, modelo onde apenas se aplica a regressão logística para a estimação do modelo temos que, 7 empresas que são insolventes o modelo errou na sua qualificação dando-as como ativas e 5 das ativas o modelo retorna-as como insolventes.

Por fim, na observação do Modelo 2, o modelo erra na qualificação de 4 insolventes e erra também na designação de 7 das ativas retornando estas 7 como insolventes.

5. Conclusões

Como prova toda a literatura revista sobre o tema, e toda a existente não aqui contemplada, a previsão de falência é de elevada importância para a conjuntura económica global. É uma ferramenta que capacita a gestão de possibilidades de tomar medidas para salvar os interesses da empresa, dos seus credores, dos seus acionistas e até mesmo dos consumidores finais.

Figura o setor turístico como sendo a maior atividade exportadora do nosso país, sendo grande força no que toca à criação de emprego e do próprio desenvolvimento interno. Posto isto cabe então ao estado fomentar esta grande atividade, evidenciando novas oportunidades para a população em geral e tornar a economia doméstica cada vez mais saudável e com boa fundação para ter uma resposta cabal em tempos de crise.

Sendo Portugal um país pertence da CE onde fundos comunitários existem para que sejam distribuídos pelos estados da mesma comunidade com vista ao desenvolvimento económico, Portugal, apoia-se nestes fundos para fomentar o crescimento interno.

Surge então uma necessidade de se controlar os riscos nas atribuições destes subsídios comunitários. O primeiro passo é dado no sentido em que apenas se faz a disponibilização deste tipo de ajudas faseadas no tempo podendo, caso necessário, retirar-se a aplicação dos fundos a empresas que não estejam a ter uma performance económica capaz de se autossustentar. Mas este tipo de controlo é definido no curto prazo.

O autor desenvolve modelos de previsão de falência que evidenciem resultados com, pelo menos, 2 anos antes da empresa entrar em insolvência. Desta forma evitam-se ainda algumas atribuições efetuadas quando a empresa já se encontra em situação económica deficitária podendo-se salvaguardar parte dos valores de subsídios e redirecioná-los para organizações que estejam a evidenciar boa capacidade de gerar resultados positivos, fazendo assim, crescer a economia doméstica.

O autor faz uma comparação também dos seus modelos com outros desenvolvidos por diferentes investigadores, e até mesmo, diferencia dois métodos de análise possíveis.

Conclui-se, primeiramente, nesta dissertação que a afirmação de McFadden (1976) se comprova, ou seja, ambos os métodos de análise utilizados são extremamente capazes de extrair bons resultados. Podemos observar que, para o modelo Z-score que foi onde se aplicaram ambos os métodos, a capacidade preditiva entre a ADM e a regressão logística apenas se diferencia por 1,25pp. Evidencia-se ainda que o modelo Z-score contruído por ADM tem

mais capacidade preditiva que o modelo logístico criado através das variáveis emanadas por (Altman & Sabato, 2007). O significado a retirar será de que é mais importante ver a significância das variáveis do que a seleção do modelo.

A segunda conclusão que se retira é que, efetivamente, o modelo criado pelo autor sem imposição da necessidade de obter uma variável por grupo de rácios, é mais capaz de prever a insolvência das empresas que todos os outros estudados. Todos têm uma enorme capacidade preditiva sendo os que melhore retornam resultados os modelos do autor, Modelo 1 e 2 onde apenas se evidencia a diferença de 1,25pp. Cada tipologia de negócio terá as suas especificidades que se espelharam nos rácios financeiros fazendo com que a criação de limitações a montante resulte em piores resultados, a jusante.

Quanto às limitações deste estudo podemos evidenciar a não obtenção da qualificação da empresa como falida. Há empresas que demoram vários anos até falir, requisitando insolvência em anos bem anteriores ao seu término económico. Tentou-se sobrepor esta limitação escolhendo, na plataforma SABI, empresas em que o último ano que apresentavam contas era o ano exatamente anterior à declaração de insolvência.

Outra limitação é de apenas se estudar, nesta dissertação, o território nacional podendo, quando englobadas variáveis a uma escala maior de território, os modelos não terem o mesmo comportamento havendo necessidade de serem ajustados.

Para estudo futuro o autor evidencia que seria interessante incluir empresas fora do território doméstico e, com a recente pandemia do Covid-19, estudar o impacto desta variável na falência das organizações. A pandemia foi sem dúvida um enorme fator de impacto económico no setor hoteleiro visto ter retraído a população global a confinamento territorial e até mesmo ter criado uma sensação de insegurança para o consumidor do turismo global.

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
- Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). The Value of Non-Financial Information in Small and Medium-Sized Enterprise Risk Management. *The Journal of Credit Risk*, 6, 1-33. doi:10.21314/JCR.2010.110
- Alvares, P. M. P. (2019). Modelos de Previsão de Falência Empresarial: Análise Crítica do Z-score de Altman. (Master's thesis, Universidade do Porto). Retrieved from <https://hdl.handle.net/10216/123454>
- 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.
- Antunes, F., Ribeiro, B., & Pereira, F. (2017). Probabilistic modeling and visualization for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing*, 60, 831-843. doi: 10.1016/j.asoc.2017.06.043
- Beaver, W.H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. doi: 10.2307/2490171
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1-25. doi:10.2307/2490525
- Chen, K., & Shimerda, T. (1981). An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios. *Financial Management*, 10(1), 51-60. Retrieved September 20, 2020, from <http://www.jstor.org/stable/3665113>
- Chen, Z., Chen, W., & Shi, Y. (2020). Ensemble learning with label proportions for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 146, 113155. Doi: 10.1016/j.eswa.2019.113155
- Deakin, E. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179. doi:10.2307/249022
- 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
- Drotár, P., Gnip, P., Zoričák, M., & Gazda, V. (2019). Small-and medium-enterprises

- bankruptcy dataset. *Data in brief*, 25. doi: 10.1016/j.dib.2019.104360
- Edmister, R. O. (1971). Financial ratios as discriminant predictors of small business failure (Doctoral dissertation, The Ohio State University). doi: 10.2307/2329929
- 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
- Eisenbeis, Robert A, 1977. "Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics," *Journal of Finance*, American Finance Association, vol. 32(3), pages 875-900, June. Retrieved from RePEc:bla:jfinan:v:32:y:1977:i:3:p:875-900
- Hennawy, R. and Morris, R. (1983), THE SIGNIFICANCE OF BASE YEAR IN DEVELOPING FAILURE PREDICTION MODELS. *Journal of Business Finance & Accounting*, 10: 209-223. doi:10.1111/j.1468-5957.1983.tb00424.x
- Jabeur, S. B. (2017). Bankruptcy prediction using partial least squares logistic regression. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 36, 197-202. doi: 10.1016/j.jretconser.2017.02.005
- Keasey, K. & Watson, R. (1986) The Prediction of Small Company Failure: Some Behavioural Evidence for the UK, *Accounting and Business Research*, 17:65, 49-57. doi: 10.1080/00014788.1986.9729781
- 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
- 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. doi: 10.1016/j.ejor.2018.10.024
- Marín, J. L. M. (1997). Modelos de pronóstico de la insolvencia empresarial. In *Predicción de la insolvencia empresarial* (pp. 33-50). Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas, AECA. doi: 84-86414-99-7
- Martins, R. (2016). O Turismo como motor da economia nacional. *Caderno de Economia* 115
- McFadden, D. (1976). A comment on discriminant analysis" versus" logit analysis. In *Annals of Economic and Social Measurement*, Volume 5, number 4 (pp. 511-523). NBER. Retrieved from RePEc:nbr:nberch:10493

- Nyitrai, T., & Virág, M. (2019). The effects of handling outliers on the performance of bankruptcy prediction models. *Socio-Economic Planning Sciences*, 67, 34-42. doi: 10.1016/j.seps.2018.08.004
- Nogueira, D. F. d. S. (2017). Falência Empresarial: As PME's Industriais Portuguesas no Período 2008-2014. (Master's Thesis, Faculdade de Economia da Universidade do Porto). Retrieved from <https://hdl.handle.net/10216/109177>
- Nunes, R. M. N. (2012) Insolvência no sector cerâmico. (Master's thesis, Escola Superior de Gestão e Tecnologia do Instituto Politécnico de Santarém). Retrieved from <http://hdl.handle.net/10400.15/747>
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. doi:10.2307/2490395
- Pacheco, Luís. (2015). SMEs probability of default: the case of the hospitality sector. *Tourism & Management Studies*, 11(1), 153-159. Retrieved from http://www.scielo.mec.pt/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2182-84582015000100019&lng=pt&tlng=en.
- 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>
- Pinches, G. E. (1980). Factors influencing classification results from multiple discriminant analysis. *Journal of Business Research*, 8(4), 429-456. doi: 10.1016/0148-2963(80)90017-X
- Salvador, Ana F. L. (2012) Previsão de falência na restauração. (Master's thesis, Universidade do Algarve). Retrieved from <http://hdl.handle.net/10400.1/5929>
- 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
- Zeytinoglu, E., & Akarim, Y. D. (2013). Z Financial Failure Prediction Using Financial Ratios: An Empirical Application on Istanbul Stock Exchange. *Journal of Applied Finance and Banking*, 3, 1-8. Retrieved from RePEc:spt:apfiba:v:3:y:2013:i:3:f:3_3_8
- Zopounidis, C., & Doumpos, M. (1999). Business failure prediction using the UTADIS multicriteria analysis method. *Journal of the Operational research Society*, 50(11), 1138-1148. doi: 10.1057/palgrave.jors.2600818

- Zoričák, M., Gnip, P., Drotár, P., & Gazda, V. (2020). Bankruptcy prediction for small-and medium-sized companies using severely imbalanced datasets. *Economic Modelling*, 84, 165-176. doi: 10.1016/j.econmod.2019.04.003
- Tribunal de Justiça Europeu (2019). Insolvência. Retirado de https://ejustice.europa.eu/content_insolvency-447-pt.do. Acedido em Junho de 2020.
- Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34-45. doi: 10.1016/j.jcae.2010.04.002

7. Webgrafia

Ascensão, P. (2016). COMPETE 2020 já aprovou 110 milhões de euros de investimento para projetos no setor do Turismo . Retrieved from

https://www.compete2020.gov.pt/noticias/detalhe/Setor_Turismo, accessed on 20.04.2020

Lusa (2020). Elisa Ferreira pede utilização de fundos europeus para recuperar turismo.

Retrieved from <https://www.jornaldenegocios.pt/economia/detalhe/elisa-ferreira-pede-utilizacao-de-fundos-europeus-para-recuperar-turismo>, accessed on 07.08.2020

RTP (1994). Falência da Cooperativa Agrícola de Torres Vedras. Retrieved from

<https://arquivos.rtp.pt/conteudos/falencia-da-cooperativa-agricola-de-torres-vedras/>, accessed on 24.04.2020

Turismo de Portugal (2020). Visão geral - Turismo em Portugal. Retrieved from

http://www.turismodeportugal.pt/pt/Turismo_Portugal/visao_geral/Paginas/default.aspx. Accessed on 05.05.2020

8. Anexos

Matriz de Correlação das Variáveis Explicativas - Modelo 2

MATRIZ DE CORRELAÇÃO - MODELO 2

Var. Explic	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	K11	K12	K13	K14	K15	K16	K17	K18	K19
K1	1																		
K2	-0,1262927	1																	
K3	-0,2803756	0,092459	1																
K4	-0,1093803	-0,0271725	0,1679824	1															
K5	0,1393631	-0,0564687	0,0729453	0,0413557	1														
K6	0,1501987	-0,0325806	-0,4129442	-0,1225648	-0,2024035	1													
K7	-0,0820927	0,0344309	0,1961999	-0,0544998	-0,0818828	-0,0431453	1												
K8	0,2903159	-0,0935768	-0,1945817	-0,0649558	-0,0103613	-7,396E-05	-0,1016048	1											
K9	0,1526706	-0,0387094	0,1262168	0,0187452	0,2935511	-0,4244372	0,0447393	0,070334	1										
K10	-0,0591455	0,4686439	0,1502841	-0,0251288	-0,0022639	-0,0652095	-0,0328398	-0,0362242	0,1003797	1									
K11	0,1529378	-0,0399855	0,1315139	0,0184827	0,2928264	-0,4267348	0,0433771	0,0692143	0,9995689	0,09957	1								
K12	0,2645781	-0,0362577	0,0393238	0,0531277	0,2891593	-0,4767004	0,0487531	0,1498754	0,8580637	0,0861714	0,8599203	1							
K13	0,1705959	-0,0520308	0,1225054	0,0040712	0,2756748	-0,4009792	0,0458421	0,0849082	0,9957643	0,092983	0,995585	0,8506877	1						
K14	-0,0595281	-0,0038862	-0,1594146	-0,0464477	-0,2943613	0,6149257	-0,0162886	-0,1048696	-0,8217163	-0,0984614	-0,8219767	-0,8665187	-0,8192457	1					
K15	-0,1074438	0,0471422	0,2487371	-0,057259	-0,0705823	-0,0384825	0,894776	-0,1170737	0,0358107	-0,0357932	0,0355722	0,0378672	0,0323217	-0,0039243	1				
K16	-0,1607316	0,5199417	0,303491	0,2419079	-0,0799157	-0,1289339	-0,0143953	-0,1247088	0,0232305	0,8737763	0,0217806	-0,0106969	0,0076766	-0,0305215	-0,0002374	1			
K17	0,0003832	-0,0487133	-0,1583111	-0,0064703	0,0349682	-0,2396272	-0,1006748	0,0581772	0,1534614	0,0040501	0,1547083	0,2589268	0,1490971	-0,3498924	-0,1074738	-0,0670417	1		
K18	0,0806665	0,0293005	-0,1547268	-0,0212808	-0,2299585	0,0463061	-0,0117231	0,0700099	0,0141957	0,0267053	0,0154113	0,014931	0,0249176	-0,0323838	0,0306831	0,0325892	0,0584321	1	
K19	0,0736457	0,0286608	-0,1551843	-0,0240623	-0,2317285	0,0451161	-0,0053695	0,0650831	0,0164312	0,0243973	0,0176406	0,0162293	0,0277841	-0,0343066	0,0356864	0,0298504	0,0562644	0,9996738	1

