

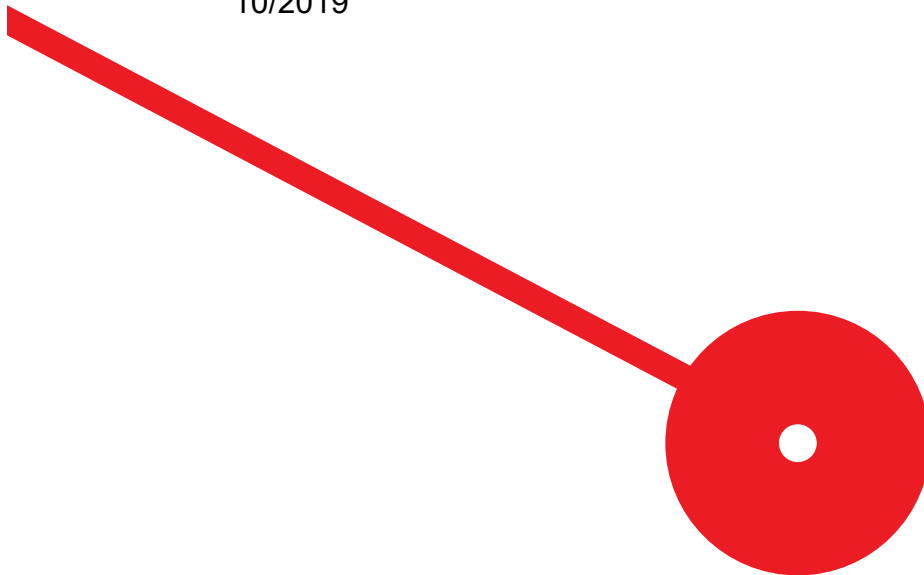
M

MESTRADO
CONTABILIDADE E FINANÇAS

Modelos de previsão de
falências: Estudo num
grupo de turismo

Fábio Luís Carvalho Teixeira

10/2019



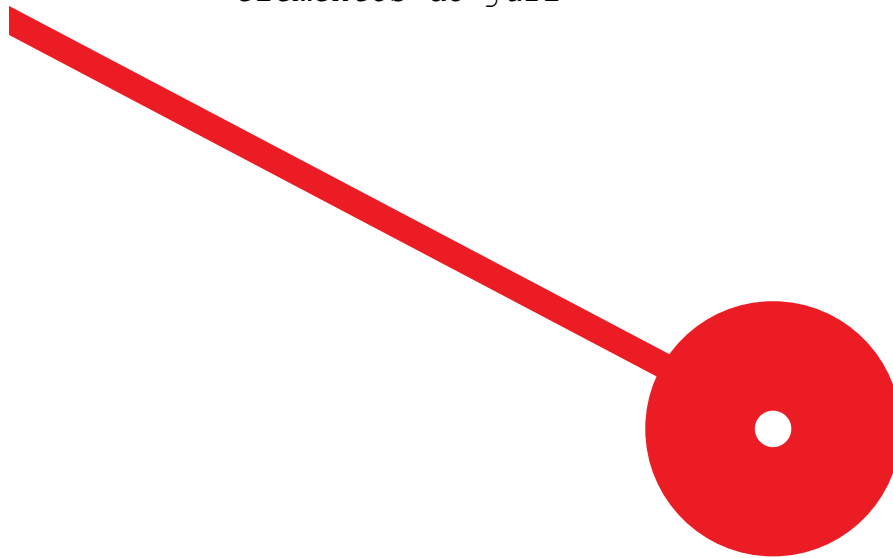
M MESTRADO
CONTABILIDADE E FINANÇAS

Modelos de previsão de falências: Estudo num grupo de turismo

Fábio Luís Carvalho Teixeira

Dissertação de Mestrado apresentado ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto para a obtenção do grau de Mestre em Contabilidade e Finanças, sob orientação de Doutor Luís Miguel Pereira Gomes.

Esta versão contém as críticas e sugestões dos elementos do júri



AGRADECIMENTOS

À minha mulher pelo apoio incondicional e por acreditar sempre em mim.

À minha família por estar sempre lá quando eu preciso.

Ao professor Doutor Luís Miguel Pereira Gomes pela paciência e pelas sábias palavras quando foram necessárias.

À Mystic Invest pela cedência dos dados e pela ajuda.

RESUMO:

Com a crise sentida mundialmente, onde inúmeras empresas faliram sem que nada fizesse prever tal cenário, reforçou-se a importância das ferramentas capazes de prever, atempadamente, as dificuldades financeiras, ou mesmo as falências. Estas ferramentas podem ter utilidade para os diversos *stakeholders*, como bancos, estados ou fornecedores.

Os modelos de previsão de falências conheceram a sua primeira forma em meados de 1930 e evoluíram de uma simples análise das rubricas das demonstrações financeiras das empresas para modelos matemáticos que simulam o funcionamento da mente e requerem o uso *software*.

Nesta dissertação analisam-se diversos tipos de modelos de previsão de falências, através da revisão da bibliografia mais relevante para cada modelo, e constrói-se um modelo adaptado a uma amostra de empresas pertencentes ao grupo Mystic Invest para o período de 2013 a 2017. Embora neste grupo não existam empresas falidas, foram destacadas algumas das que têm apresentado dificuldades e que, muito provavelmente, estariam falidas se não estivessem integradas nesse grupo. Recorrendo ao *software* RStudio foi criado um modelo Logit com a variável dependente *dummy* a assumir o valor 0 quando a empresa se encontra “saudável” e 1 quando a empresa se encontra com problemas.

O modelo de previsão definido conseguiu uma eficácia na identificação de empresas em dificuldades sempre acima dos 80% nos cinco anos analisados. Este resultado foi conseguido apesar de diversas empresas do grupo ainda em fase de investimento, cujas características poderiam afetar a capacidade de previsão do modelo.

PALAVRAS-CHAVE: Falência, Previsão, Turismo, Logit

ABSTRACT:

With the global crisis where multiple companies went suddenly bankrupt, became urgent the existence of a tool capable to predict, timely, the financial difficulties or even his bankruptcy. Those tools can be useful for the multiple stakeholders as banks, government or suppliers.

The models to predict bankruptcy appeared for the first time in 1930 and they evolve from a simple profile analysis that just look at the financial statements to math models that simulates the human mind with software.

In this research was made an analyze of the multiple bankruptcy prediction models, reviewing the authors that stand out in each model type and creating and applicate our own model in a sample of companies that belongs to Mystic Invest group in the period between 2013 and 2017. Because this group doesn't have bankrupt companies, were highlighted the ones that, in the recent years have shown difficulties and it's almost right that, if these companies weren't in this group, they would go bankrupt. Through the RStudio software was created a Logit model with the dummy variable that assumes the value 0 when the company is "healthy" and 1 when the company are in troubles.

The bankruptcy prediction model reached the effectiveness of 80% in identifying companies with difficulties. This result has been achieved despite the several companies in the group that are in the investment phase and whose characteristics could have affected the model prediction ability.

KEY WORDS: Bankruptcy, Prediction, Tourism, Logit

ÍNDICE GERAL

1. Introdução.....	1
2. Revisão da Literatura	3
2.1. Falência.....	3
2.2. Modelos de previsão de falências	5
2.2.1. Modelos Univariados.....	8
2.2.2. Modelos Multivariados.....	14
2.2.3. O Modelo <i>Logit</i>	22
2.2.4. Neural Networks.....	26
3. Estudo empírico.....	32
3.1. Metodologia e Dados	32
3.1.1. Enquadramento, Objetivo e Critérios de seleção da metodologia.....	32
3.1.2. Amostra e recolha de dados.....	34
3.1.3. Seleção das variáveis	35
3.1.4. Análise prévia dos dados	38
3.2. Análise de resultados	42
3.2.1. Construção dos modelos.....	42
3.2.2. Aplicação dos modelos.....	45
4. Conclusão	52
Referências Bibliográficas	55

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 - Dados sobre Dissolução e Constituição de empresas	5
Figura 2 - Análise de perfil: comparação das médias dos rácios	12
Figura 3 - Rede Neural simples de seis nós (Cascade-Correlation)	27
Figura 4 – Matriz BCG de Bruce Henderson	33
Figura 5 - Dados sobre Dissolução e Constituição de empresas do setor do Alojamento, restauração e similares.....	34

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Causas de falências de empresas	6
Tabela 2 - Previsão dos valores médios das empresas falidas e não falidas.....	11
Tabela 3 - Sinais espectáveis dos rácios	25
Tabela 4 - Composição da amostra.....	35
Tabela 5 – Convergência com os autores mais explorados na revisão da literatura.....	37
Tabela 6 - Comparativo da média dos rácios dos autores revistos	38
Tabela 7 - Análise geral de algumas rubricas do balanço por tipo de empresa.....	39
Tabela 8 - Análise geral de algumas rubricas das demonstrações de resultados e fluxos de caixa por tipo de empresa	40
Tabela 9 - Análise comparativa dos rácios do modelo por tipo de empresa	41
Tabela 10 - Output resumo do modelo inicial $Dificuldade_{Turismo}$	43
Tabela 11 - Output resumo do modelo inicial $Dificuldade_{Grupo}$	43
Tabela 12 - Output resumo do modelo final para as empresas de turismo.....	44
Tabela 13 - Output resumo do modelo final para todas as empresas do grupo	44
Tabela 14 - Tabela de Classificação com acertos e erros por tipo.....	46
Tabela 15 - Matriz de Precisão – 2017	46
Tabela 16 - Matriz de Precisão – 2017 – tipo de erro.....	46
Tabela 17 - Matriz de Precisão – 2016	47
Tabela 18 - Matriz de Precisão – 2016 – tipo de erro.....	47
Tabela 19 - Matriz de Precisão – 2015	48
Tabela 20 - Matriz de Precisão – 2015 – tipo de erro.....	48
Tabela 21 - Matriz de Precisão – 2014	48
Tabela 22 - Matriz de Precisão – 2014 – tipo de erro.....	48
Tabela 23 - Matriz de Precisão – 2013	49
Tabela 24 - Matriz de Precisão – 2013 – tipo de erro.....	49
Tabela 25 - Matriz de Precisão – Global	49
Tabela 26 - Matriz de Precisão – Global – tipo de erro.....	50
Tabela 27 - Visão geral da eficácia da aplicação do modelo em ambas as amostras	50
Tabela 28 - Comparação de outros modelos com os modelos criados	51

LISTA DE ABREVIATURAS

ADM - Análise Discriminante Múltipla

AIC - *Akaike Information Criterion*

BCG - *Boston Consulting Group*

CIRE - Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas

CMVM - Comissão do Mercado de Valores Mobiliários

DGPJ - Direção-Geral da Política de Justiça

EBIT – *Earnings Before Interest and Taxes*

SEC - *United States Securities and Exchange Commission*

SGPS - Sociedade Gestora de Participações Sociais

UE – União Europeia

USD - *United States Dolar*

1. INTRODUÇÃO

A crise financeira mundial reforçou o interesse para os *stakeholders* - sejam eles gestores, bancos, fornecedores, clientes, Estado ou até mesmo funcionários - perceberem se determinada empresa, na qual têm algum tipo de interesse, pode estar em dificuldades ou até mesmo em insolvência ou falência. Não são raras as notícias que chegam dos meios de comunicação, sobre empresas que encerram, surpreendendo os funcionários, fornecedores ou clientes. Em muitas dessas situações, os responsáveis pela gestão omitem informações quanto ao desempenho da empresa. Em Portugal, os gerentes/gestores podem ser responsabilizados pela insolvência danosa das empresas, cabendo ao administrador de insolvência apurar e imputar essa responsabilidade. Contudo, existem outros motivos de origem interna que podem levar as empresas a falir.

Vários autores, ao longo dos tempos, foram criando modelos para fazer previsão das dificuldades das empresas, ou até mesmo a falência. Estes modelos começaram por ser análises simples de rácios, onde se interpretavam as informações das demonstrações financeiras, até evoluírem para modelos matemáticos avançados, recorrendo a software específico de estatística. Segundo Deakin (1972), a falência das empresas pode provocar perdas para os *stakeholders*, designadamente para os credores, embora um modelo que alerte atempadamente as partes pode reduzir substancialmente estas perdas. Beaver (1966) utilizou a análise dicotómica de rácios financeiros e conseguiu um resultado 78% na classificação das empresas falidas. Este autor é reconhecido por impulsionar os modelos mais complexos que apareceram depois do seu modelo univariado. Foi o caso de Altman, que em 1968 criou o modelo multivariado Z-score, conseguindo uma percentagem de acerto na previsão de empresas falidas, um ano antes da falência, igual a 95%. Posteriormente, surgiram outros estudos que recorreram a técnicas diferentes, tais como *Logit*, *Probit* ou *Gombit* e, ainda, simulações baseadas no sistema nervoso humano, como as *Neural Networks*.

Apesar de existirem diversos estudos sobre modelos de previsão de falências, mantém-se a necessidade de atestar a sua eficácia ao longo dos tempos, nas diversas áreas de negócio e em diferentes períodos.

O objetivo desta dissertação é contribuir para a evidência empírica sobre a previsão de falência empresarial. Mais concretamente, pretende-se realizar um estudo de previsão de dificuldades financeiras em empresas da área do turismo integradas no

grupo Mystic Invest no período de 2013 a 2017. Para o efeito, apresenta-se uma visão geral das falências em Portugal e introduzem-se os estudos dos principais autores sobre modelos de previsão de falência. Seguidamente, aplica-se um modelo *Logit* de previsão de falências, usando os rácios do modelo de Altman (1968) e quatro dos rácios do modelo de Ohlson (1980).

Esta dissertação está organizada em duas partes. Na primeira parte é apresentada a revisão da literatura, com enfoque na definição de falência, na legislação nacional relativa às insolvências e na caracterização dos modelos de previsão de falências mais relevantes.

Na segunda parte é elaborado um estudo empírico, com identificação da metodologia, dos dados e da amostra. O processamento da amostra recorreu ao *software* RStudio, através do qual foi estimado o modelo e realizados testes na procura da capacidade de previsão de falência ou, neste caso, previsão de “dificuldade financeira”.

Finalmente, destacam-se as conclusões da dissertação, assim como as dificuldades e limitações encontradas e as recomendações para futuros estudos semelhantes.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1. Falência

Existem divergências quanto ao momento em que uma empresa pode entrar em falência. Se, por um lado, Altman (1968) e Ohlson (1980) sustentam que uma empresa está em falência quando legalmente é considerada como tal, Baztczak e Casey (1985), citados por Sousa e Oliveira (2014), defendem que uma empresa é considerada falida ainda antes disto acontecer legalmente. A razão desta divergência prende-se, essencialmente, com a existência de dois conceitos - falência e insolvência - muitas vezes considerados como sinónimos, mas que diferem no seu significado.

Quanto ao primeiro conceito, o *site* da Direção-Geral da Política de Justiça (DGPI, 2012) esclarece que a falência é o “estado da empresa impossibilitada de cumprir as suas obrigações, depois de se ter mostrado economicamente inviável ou considerado impossível a sua recuperação financeira”.

No que diz respeito ao segundo conceito, o artigo 3.º, n.º 1, do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE), aprovado pelo decreto-Lei n.º 53/2004 de 18 de março, esclarece que é “(...) considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas”. Quando estas dificuldades ocorrem inicia-se o processo de insolvência que, conforme o artigo 1.º do mesmo diploma, é “(...) um processo de execução universal que tem como finalidade a satisfação dos credores pela forma prevista num plano de insolvência, baseado, nomeadamente, na recuperação da empresa (...), ou, quando tal não se afigure possível, na liquidação do património do devedor insolvente e a repartição do produto obtido pelos credores”.

No artigo 17º.-B do CIRE também é apresentado o conceito de “situação económica difícil”, onde esclarece que “encontra-se em situação económica difícil a empresa que enfrentar dificuldade séria para cumprir pontualmente as suas obrigações, designadamente por ter falta de liquidez ou por não conseguir obter crédito”. Concluindo, quando a entidade está com dificuldades para cumprir com as suas obrigações vencidas perante os seus credores pode emergir um “processo de insolvência”, como tentativa de recuperação da entidade e satisfação dos credores. Caso este processo não produza o resultado esperado, dá-se a tentativa de venda do

património da entidade e respetiva distribuição pelos credores, tanto quanto possível, e o posterior encerramento da entidade, com a “falência”.

Quanto aos efeitos da declaração de insolvência na empresa e nos seus responsáveis, o artigo 81º, n.º 1 do CIRE esclarece que “a declaração de insolvência priva imediatamente o insolvente, por si ou pelos seus administradores, dos poderes de administração e de disposição dos bens integrantes da massa insolvente, os quais passam a competir ao administrador da insolvência”, ficando os responsáveis da empresa impedidos de exercer qualquer função de gestão, sendo mesmo “ineficazes os actos realizados pelo insolvente em violação”, tal como estipula o n.º 6 do mesmo artigo. Quanto à remuneração dos órgãos sociais, esta finda com a entrada do processo e atribuição de responsabilidades ao administrador de insolvência (artigo 82º, n.º 1 do CIRE). Relativamente às ações dos responsáveis da empresa, o n.º 3 do artigo 82º esclarece que “durante a pendência do processo de insolvência, o administrador da insolvência tem exclusiva legitimidade para propor e fazer seguir:

- a) as ações de responsabilidade que legalmente couberem, em favor do próprio devedor, contra os fundadores, administradores de direito e de facto, membros do órgão de fiscalização do devedor e sócios, associados ou membros, independentemente do acordo do devedor ou dos seus órgãos sociais, sócios, associados ou membros;
- b) as ações destinadas à indemnização dos prejuízos causados à generalidade dos credores da insolvência pela diminuição do património integrante da massa insolvente, tanto anteriormente como posteriormente à declaração de insolvência;
- c) as ações contra os responsáveis legais pelas dívidas do insolvente”.

Do exposto resulta que para os administradores ou gerentes da empresa serem responsabilizados pela falência da empresa é necessário que, em primeira instância, o administrador de insolvência detete essas responsabilidades e as denuncie à justiça.

Na Figura 1 apresentam-se os dados relativos à constituição e dissolução de empresas em Portugal, entre 2008 e 2018. Observa-se uma tendência crescente de criação de empresas, embora exista um padrão cíclico relativamente à dissolução: atinge-se um máximo seguido de uma descida acentuada nos anos posteriores. Apesar disto, nota-se que há uma tendência de descida no número de dissoluções.

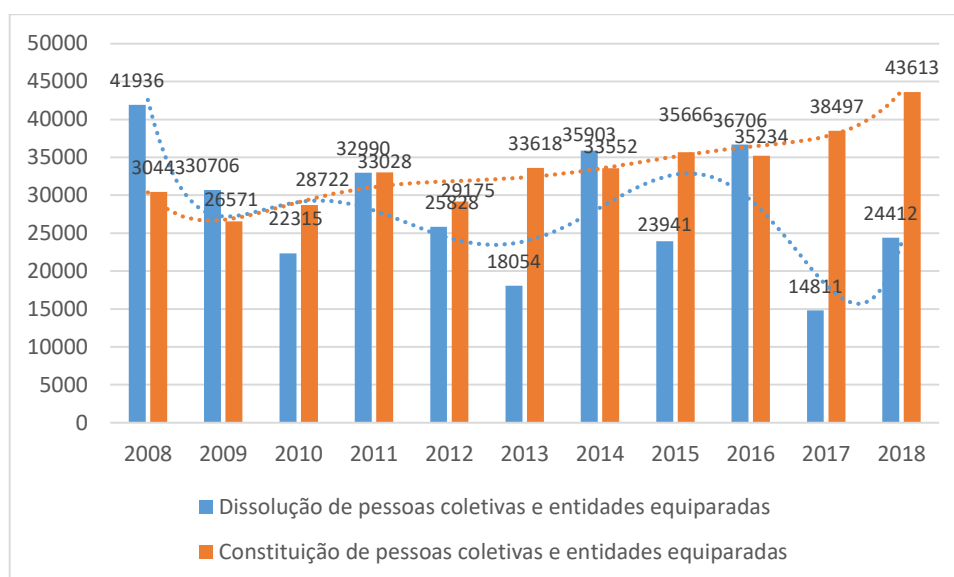


Figura 1 - Dados sobre Dissolução e Constituição de empresas

Fonte: Instituto Nacional de Estatística (2018)

2.2. Modelos de previsão de falências

Apesar de frequentemente os *stakeholders* serem surpreendidos com a falência das empresas, este não é um fenómeno que ocorra subitamente sem que antes não existam indicadores que o possam prever. Os motivos pelos quais as empresas vão à falência repetem-se, independentemente do país ou da área de negócio. Por exemplo, Thomsen (2010) identifica vinte e três razões para as falências das empresas. Estas variam desde a pouca assistência aos clientes, problemas com impostos ou gastos excessivos e, apesar de não esgotar todos os problemas possíveis, poucos são os financeiros. Este facto questiona se, apreciando apenas as demonstrações financeiras, será possível perceber se uma empresa pode enfrentar problemas. Platt (1999), não sendo fundamentalista, apresenta três fontes de informação para se detetarem sintomas de falência:

- 1) senso comum;
- 2) análise de rácios financeiros;
- 3) ferramentas estatísticas.

Se através do senso comum se deteta, por exemplo, a fraca assistência ao cliente - uma das razões encontradas por Thomsen (2010) - através da análise de rácios

financeiros da empresa pode-se, por exemplo, apurar o nível de endividamento. Já a utilização de ferramentas estatísticas requer outros meios mais avançados para análise.

Oliveira e Sousa (2014) constataam que, para uma empresa entrar em falência, existem causas de origem interna ou endógenas e causas de origem externa ou exógenas, conforme se expõe na Tabela 1:

Tabela 1 - Causas de falências de empresas

Causas internas à empresa Variáveis Endógenas	Causas externas à empresa Variáveis Exógenas
Estratégias/políticas erradas ou inadequadas	Concorrência excessiva e forte do setor
Ineficácia da direção/gestão	Queda da procura
Sistema produtivo ineficiente	Recessão da economia
Investimentos improdutivo	Políticas económicas do governo
Excessivo endividamento, agravado pelas elevadas taxas de juro	Mudanças sociais radicais e significativas
Fracasso de uma ou algumas empresas do mesmo grupo	Aparecimento de novos produtos e/ou novas tecnologias
Problemas internos não resolvidos	Crise económica e/ou social
Falta de comunicação entre vários departamentos/secções da empresa	Condições económicas e políticas desfavoráveis
Endividamento excessivo	Surgimentos de novas empresas no setor
Falta de liquidez	Empresas mais jovens

Fonte: Sousa e Oliveira (2014)

Quando se trata de informação financeira tem que se ter em conta os seus utentes ou principais interessados. Independentemente da dimensão da empresa, identificam-se facilmente alguns desses utentes, estando no topo dessa lista os *shareholders*. Os funcionários, os credores, os investidores e mesmo a comunidade onde se encontra integrada são também interessados na “saúde” da empresa. Apesar do interesse destas entidades, a informação financeira das empresas nem sempre se encontra disponível para ser analisada ou com o detalhe desejado. Se, por um lado, algumas empresas têm interesse quanto à ocultação ou manipulação da informação por razões de imagem para investidores ou funcionários, por outro lado, empresas de dimensão reduzida não têm um benefício que justifique o custo de produzir determinada informação.

A pensar nas empresas de reduzida dimensão, a União Europeia, através da Diretiva 2013/34/UE do Parlamento Europeu e do Conselho, de 26 de junho de 2013, trouxe para a ordem do dia a questão do “*Think Small First – Small Business Act para a Europa*”. Esta diretiva “tem por objetivo conceber e assegurar uma regulamentação da

mais elevada qualidade, respeitando simultaneamente os princípios da subsidiariedade e da proporcionalidade e assegurando que os encargos administrativos sejam proporcionais aos benefícios que permitem obter”. Esta questão é vantajosa para as empresas de menor dimensão, embora prejudique os responsáveis pela análise da informação financeira, quer ao nível empresarial, quer ao nível académico. Nestes termos, a análise pode ser feita considerando apenas as demonstrações financeiras (mais superficial), usando rácios ou recorrendo a modelos de previsão de falência que usam esses rácios para atestar a solvência das empresas.

No universo dos modelos de previsão de falências referidos na literatura financeira Bellovary *et al.* (2007) destaca os seguintes:

- a análise discriminante classifica as empresas em dois grupos segundo as suas características (rácios ou rubricas). Por sua vez, subdivide-se em análise discriminante univariada, onde é feita uma simples análise dos rácios individualmente, e análise discriminante múltipla (ADM) ou multivariada, onde na amostra são calculados coeficientes para cada rácio e a soma do produto daqueles pelo rácio resulta num *score* que atribuirá determinada empresa a um dos grupos.
 - Os modelos univariados, popularizados por Beaver (1966), são mais fáceis de compreensão e aplicação porque usam as variáveis independentes como critério de avaliação. Os rácios são considerados individualmente (*single variable*);
 - Entre os modelos multivariados destaca-se Altman (1968) pela tentativa de ultrapassar as lacunas dos modelos univariados com a definição do modelo Z-score onde, através de rácios financeiros ponderados, se obtém uma classificação que ditará a probabilidade de uma empresa estar em dificuldades e poder vir mesmo a falir. Sumariamente, o modelo é apresentado da seguinte forma:

$$Z = 0,12X_1 + 0,14X_2 + 0,33X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

onde X_n representa o rácio analisado:

$$X_1 = \frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Retained Capital}}{\text{Total Assets}}$$

$$X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Total Assets}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Market Value of Equity}}{\text{Book Value of Total Debt (Liabilities)}}$$

$$X_5 = \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$$

- o modelo *Logit* obtém-se a partir de uma regressão logística onde a variável dependente é uma *dummy*, ou seja, apenas pode assumir dois valores, ou 0 ou 1, correspondentes aos resultados - a empresa vai falir ou não (Pereira *et al.*, 2007). Neste contexto destaca-se o modelo de Ohlson (1980), desenvolvido para mitigar as limitações do modelo Z-score de Altman (1968).
- *neural Networks* ou redes neurais artificiais é um modelo matemático criado por McCulloch e Pitts (1943) que simula o sistema nervoso humano. Este modelo é capaz de aprender usando os *inputs* e os *outputs* para chegar a um resultado final desejado, com a grande vantagem de aprender com os erros da amostra. Esta técnica aplicada à previsão de falências ficou popularizada, sobretudo na década de 90, com vários autores, destacando-se Kiang e Tam (1992), Coats e Fant (1993) e Altman *et al.* (1994).

2.2.1. Modelos Univariados

Nos modelos univariados, os rácios são considerados individualmente (*single variable*) para classificação da amostra, tornando estes modelos de fácil aplicação e entendimento. Estes modelos tiveram particular importância por constituírem a primeira abordagem na previsão de falências

Segundo Bellovary *et al.* (2007), o mote para a utilização dessa metodologia foi dado pelo *Bureau of Business Research* em 1930 através do lançamento de um boletim com o resultado de um estudo de 24 rácios financeiros sobre 29 empresas que, quando comparados com os *standards*, apresentavam certas características e tendências indicativas de crescentes dificuldades. Apesar disso, Beaver (1966) destacou-se no âmbito dos modelos univariados por ser considerado pioneiro na utilização de técnicas

estatísticas e na interpretação destes rácios para a classificação das empresas como falidas e não falidas (Sousa & Oliveira, 2014).

Quando surgiu o estudo de Beaver (1966), a análise de rácios já era utilizada, mas com propósitos de atribuição de crédito ou de decisões de gestão. O autor procurou acrescentar uma utilidade nova para a análise de rácios, a previsão de falência através da análise do seu perfil. No entanto, adverte que a análise destes rácios não é o único instrumento para a previsão de falências, mas sim uma ferramenta para a previsão de importantes eventos no seio das empresas.

Ao contrário do que acontece atualmente, em 1966 Beaver não dispunha de plataformas para obter as demonstrações financeiras das empresas. A amostra para empresas falidas utilizada pelo autor foi retirada da *Moody's Industrial Manual*, que contém apenas empresas industriais cotadas. Para concluir se as empresas faliram usou o princípio do “desaparecimento” das empresas de um ano para o outro na listagem. Apesar da suposição, Beaver teve em conta que uma empresa pode mudar de nome ou ser incorporada noutra através de uma fusão. Depois de ter em conta estas contingências chegou a uma amostra de 79 empresas industriais falidas entre 1954 e 1964, divididas pelo tipo de indústria e pelo tamanho do ativo. Aquelas empresas pertenciam a 38 indústrias diferentes e tinham um ativo heterogéneo em tamanho que variava entre 6 a 45 milhões de dólares.

A escolha das empresas não falidas seguiu o critério do “*paired-sample design*”, ou seja, para cada empresa falida foi encontrada uma empresa não falida semelhante em tamanho do ativo e na indústria em que opera. O autor optou por usar esta metodologia de forma a mitigar a impossibilidade de comparar empresas de indústrias e tamanhos diferentes. Contudo, apercebeu-se que empresas com rácios semelhantes (ou mesmo iguais) podem apresentar probabilidade de falência significativamente diferentes.

Para a formação dos pares das empresas¹ falidas já selecionadas foram tidos em conta dois critérios:

- 1) apresentar um ativo o mais próximo possível da empresa falida correspondente;
- 2) constar na listagem da *Moody's*.

¹ Beaver reconhece que a análise “*paired-sample*” pode diminuir a capacidade preditiva do modelo, no entanto, os efeitos de uma escolha aleatória, discriminando o valor do ativo, poderia invalidar todo o estudo.

Escolhidas as empresas, Beaver procedeu à recolha da informação financeira das empresas e à escolha dos rácios. As demonstrações financeiras recolhidas das empresas não falidas são dos mesmos 5 anos do seu par falido. O primeiro ano antes da falência é o ano anterior ao da respetiva declaração e aquelas demonstrações não podem datar mais de 6 meses antes de a falência ter ocorrido.

Relativamente à escolha dos rácios, foram usados três critérios: 1) popularidade em estudos anteriores, 2) performance em estudos anteriores e 3) o rácio ser definido em termos de *cash-flow*. Quanto ao primeiro critério, o autor aponta uma perspetiva interessante no sentido de identificar se as empresas se defendem dos rácios mais populares, ou seja, se os manipulam, num fenómeno apelidado de “*window dressing*”, isto é, a aparente solvabilidade da empresa quando analisados apenas esses rácios com maior popularidade. De acordo com estes critérios, Beaver selecionou 30 rácios subdivididos em 6 grupos (segundo o elemento comum, o numerador ou o denominador), sendo escolhido apenas um rácio (o de menor percentagem de erro para o período mais longo - de 5 anos) por cada grupo.

A insistência de Beaver nos *cash-flows* vai de encontro à sua visão da empresa como um “reservatório” de ativos líquidos que é abastecido por *inflows* e drenado por *outflows*. Este reservatório serve de almofada contra as variações nos fluxos decorrentes da atividade da empresa. A solvência de uma empresa pode ser definida como a probabilidade desse reservatório chegar a um mínimo em que seja impossível cumprir as suas obrigações na maturidade.

Assumindo um ambiente em que todo o resto se mantém constante, Beaver (1966) parte de quatro conceitos importantes e assume quatro proposições:

- 1) a importância do tamanho do “reservatório”. Quanto maior o reservatório, menor a probabilidade de falência;
- 2) os *cash-flows* líquidos operacionais, que medem o montante de ativos líquidos abastecidos (ou drenados do) no reservatório pela atividade corrente. Quanto maiores os *cash-flows* líquidos operacionais, menor a probabilidade de falência;
- 3) a dívida da empresa e o potencial desta drenar o “reservatório”. Quanto maior a dívida da empresa, maior a probabilidade de falência;
- 4) os gastos operacionais da empresa e o montante do ativo drenado do “reservatório” por estes gastos. Quanto maiores os gastos operacionais da empresa, maior a probabilidade de falência.

Estas quatro proposições permitiram ao autor prever o valor médio expectável dos seis rácios escolhidos, conforme a Tabela 2:

Tabela 2 - Previsão dos valores médios das empresas falidas e não falidas

Rácio	Previsão
$\frac{\text{Cash-flow}}{\text{Total debt}}$	Não falida > Falida
$\frac{\text{Net income}}{\text{Total assets}}$	Não falida > Falida
$\frac{\text{Total debt}^2}{\text{Total assets}}$	Falida > Não falida
$\frac{\text{Working capital}}{\text{Total assets}}$	Não falida > Falida
$\frac{\text{Corrent assets}}{\text{Corrent liabilities}}$	Não falida > Falida
<i>No-credit interval</i> ³	Não falida > Falida

Fonte: Beaver (1966), p. 81

Os resultados da análise da média dos rácios vão de encontro ao expectável quanto às empresas falidas e não falidas. A média dos rácios das empresas falidas tende a aproximar-se da média das não falidas à medida que aumenta o número de anos, ou seja, no período imediatamente anterior à falência de determinada empresa, a média de certo rácio é mais dispare do seu par (empresa não falida) do que no período de cinco anos antes da falência acontecer. As empresas falidas não só têm menor *cash-flow* como menor reservatório de ativos. Por outro lado, apesar de considerar que a análise não é perfeita, o autor notou a tendência clara de maior crescimento do ativo nas empresas não falidas (Figura 2).

² *Total debt* é definido como o total do passivo mais as ações preferenciais.

³ Período de crédito nulo = Ativos Correntes Defensivos – Passivos Correntes = 0

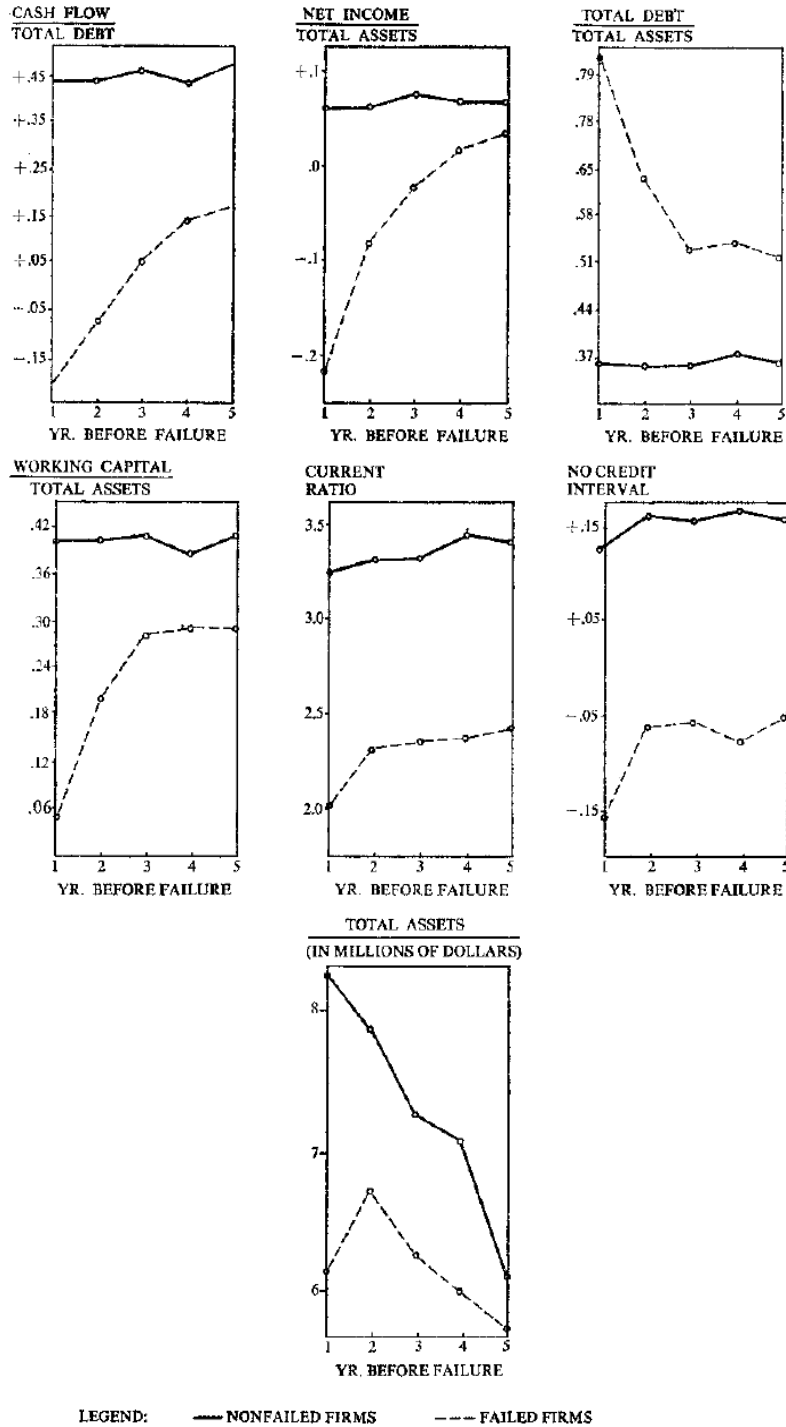


Figura 2 - Análise de perfil: comparação das médias dos rácios
Fonte: Beaver (1966), p.86

Após todas as validações intermédias, com a comparação das médias dos rácios e do ativo das empresas, importa testar a capacidade preditiva do modelo e a probabilidade deste classificar de forma errada as empresas analisadas. Para isso, o

autor usou o rácio *Cash flow/Total debt* um ano antes da falência, que se revelou mais assertivo.

A probabilidade de erro de tipo I, ou seja, o erro de classificar uma empresa como não falida e esta acabar por falir, é de 22%; enquanto que a probabilidade de erro de tipo II, ou seja, o erro de classificar uma empresa como falida mas esta não ir efetivamente à falência, é de 5%. De referir que, nos outros anos antes da falência analisados, a percentagem do erro do tipo I manteve-se igualmente elevada (entre 22% e 47%) e a percentagem de erro do tipo II manteve-se igualmente baixa (entre 3% e 8%).

Depois de Beaver introduzir os modelos univariados, outros autores fizeram estudos semelhantes, tais como Pinches *et al.* (1975), - que tentaram estabelecer uma hierarquia nos rácios das empresas de forma a melhorar a eficácia da sua classificação, - e Chen e Shimerda (1981) - que utilizando dados de vários estudos tentaram obter um conjunto de rácios que melhor se relacionassem para estudar as falências das empresas.

A aplicação deste tipo de modelo é bastante intuitiva e os resultados são de fácil interpretação. Segundo Beaver (1966), a análise dos rácios demonstra-se bastante útil, mas não deve ser usada indiscriminadamente, uma vez que:

- 1) nem todos os rácios têm o mesmo poder preditivo;
- 2) os rácios não preveem as empresas falidas e não falidas com o mesmo grau de sucesso. As empresas não falidas são mais facilmente classificadas que as falidas e, por este motivo, o investidor não consegue eliminar completamente o facto de poder investir numa empresa que pode falir.

A análise do perfil de uma empresa pode claramente demonstrar uma diferença entre empresas falidas e não falidas. No entanto, não clarifica a amplitude dessa diferença, uma vez que só trabalha com os valores médios. Para se completar a análise em questão deveria ser analisada a dispersão, apresentada por Beaver (1968) como uma limitação do estudo anterior. Esta estatística diz muito sobre a capacidade preditiva do estudo, ou seja, havendo uma dispersão consideravelmente grande, percebe-se que as empresas da amostra não são homogéneas. Portanto, quanto maior a dispersão, menor será a capacidade preditiva do estudo e quanto menor a dispersão, maior será a sua capacidade preditiva.

Altman (1968) ainda refere que os resultados da aplicação dos modelos univariados podem dizer muito sobre a *performance* das empresas e sobre as tendências

dos rácios, mas usar estes resultados para prever se uma empresa entra ou não em falência é questionável e poderá levar a más interpretações.

Outra limitação apontada por Sousa e Oliveira (2014) consiste no facto deste modelo analisar os rácios separadamente e não estudar a relação existente entre eles.

2.2.2. Modelos Multivariados

Ao contrário dos modelos univariados, os modelos multivariados não analisam os rácios individualmente, mas sim combinados e devidamente ponderados. Altman (1968) destacou-se na tentativa de ultrapassar as lacunas dos modelos univariados através da criação do modelo Z-score, recorrendo a rácios financeiros ponderados para obter uma classificação que define a probabilidade de uma empresa estar em dificuldades ou poder vir mesmo a falir.

Altman (1968) reconhece a importância da análise de rácios, designadamente de rentabilidade, liquidez e solvabilidade, na análise da saúde financeira de uma empresa. No entanto, reconhece que não há uma definição clara de qual o rácio mais importante e que a análise individual dos rácios pode ser confusa e provocar más interpretações. Uma empresa pode ter um rácio favorável e outro rácio desfavorável. Apesar de útil, a análise univariada pode abrir a possibilidade de conclusões enviesadas ou de manipulação dos resultados.

Para realizar a análise através do modelo Z-score, Altman (1968) usou uma amostra de 66 empresas divididas em 2 grupos: falidas e não falidas. O grupo 1 era composto pelas empresas que entre 1946 e 1965 declaram falência, segundo o *Chapter X* da Lei das Falências dos Estados Unidos da América, e que apresentavam as seguintes características:

- empresas industriais manufactureiras cotadas;
- ativo médio de 6,4 milhões de dólares;
- valor do ativo compreendido entre 0,7 e 25,9 milhões de dólares.

Reconhecendo a heterogeneidade deste grupo, devido às características diferenciadoras de cada indústria e ao tamanho das empresas, Altman adiantou uma seleção mais rigorosa no grupo composto pelas empresas não falidas. Esta seleção

revela-se particularmente importante, uma vez que será usada a lógica do *paired sample*, ou seja, para cada empresa falida será encontrado um par não falido. Assim, o grupo 2 foi composto pelas empresas que não estavam falidas em 1966 e que apresentavam as seguintes características:

- ativo entre 1 e 25 milhões de dólares;
- ativo médio de 9,6 milhões de dólares (apesar de reconhecidamente maior que a média do grupo 1, pareceu desnecessário o encaixe exato dos dois grupos);
- empresas estratificadas por tamanho e tipo de indústria, apesar de escolhidas aleatoriamente.

Nos dois grupos, Altman excluiu as pequenas empresas, que possuem maior propensão a falir, e as empresas demasiado grandes, que raramente entram em falência.

Depois de criados os grupos para efetuar o estudo são recolhidas as demonstrações financeiras das empresas para se aplicarem os rácios. A escolha dos rácios a usar levanta três importantes questões:

- 1) quais os rácios mais importantes para determinar uma potencial falência?
- 2) que peso deve ter cada rácio?
- 3) como devem ser estabelecidos esses pesos?

Inicialmente foram selecionados vinte e dois rácios repartidos pelas categorias liquidez, rendibilidade, solvabilidade, alavancagem e atividade. A escolha teve como critério, em primeiro lugar, a popularidade em estudos semelhantes e, em segundo lugar, a relevância potencial para o estudo. A identificação dos cinco melhores rácios para o estudo seguiu o seguinte: a) a significância de cada uma das funções assim como a contribuição de cada rácio individualmente; b) os rácios que melhor se relacionam entre si; c) a capacidade de previsão nos vários perfis em análise; d) o julgamento do autor. Assim, Altman selecionou os rácios finais:

- *Working Capital / Total Assets*;
- *Retained Earnings / Total Assets*;
- *Earnings before interest and taxes / Total Assets*;

- *Market Value Equity / Book value of the total debt (liabilities);*
- *Sales / Total Assets.*

Para a determinação dos coeficientes do modelo e dos rcios a usar, o autor utilizou a tcnica estatstica anlise discriminante mltipla (ADM), recorrendo a uma aplicao informtica. Esta tcnica tem a vantagem de considerar o perfil completo das caractersticas da empresa, mas tambm as interaoes entre elas. Apesar disto, Altman admite que esta tcnica  bastante menos popular do que a regresso linear, mas que j vinha a ser utilizada em diversos estudos. O modelo alcanado apresenta-se da forma seguinte:

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

onde Z representa o ndice ou *score* obtido por determinada empresa e X_n representa o rcio analisado:

$$X_1 = \frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}}$$

Working Capital, ou Fundo de Maneio,  a diferena entre Ativo Corrente e Passivo Corrente e o *Total Assets* o total do Ativo Corrente com o Ativo No Corrente. Este rcio  encontrado em estudos semelhantes, designadamente em Merwin (1942) que o define como melhor indicador da decadncia final da empresa, sendo que tem implcita a liquidez e a dimenso. Dos trs rcios de liquidez inicialmente testados por Altman, este foi o que apresentou melhor significncia estatstica para o estudo.

$$X_2 = \frac{\text{Retained Capital}}{\text{Total Assets}}$$

Retained Capital, ou Resultado Retido,  a parte do resultado lquido que no  distribuda aos acionistas, ou seja, o resultado transitado. Este rcio representa a noo da capacidade da empresa se autofinanciar. Apesar de Altman admitir que este rcio prejudica as empresas mais novas, devido  sua incapacidade inicial de reter (ou mesmo obter) lucros, reconhece que nas empresas mais novas existe maior percentagem de falncias.

$$X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Total Assets}}$$

Este rácio testa a capacidade da atividade operacional da empresa financiar os seus ativos sem ter em consideração os custos financeiros e impostos, sendo bastante indicado para este tipo de estudos.

$$X_4 = \frac{\text{Market Value of Equity}}{\text{Book Value of Total Debt (Liabilities)}}$$

Market Value of Equity, ou Valor de Mercado dos Capitais Próprios, representa o produto entre o valor de cotação das ações no mercado bolsista e o número de ações e o *Book Value of Total Debt (Liabilities)* representa a soma algébrica da dívida, ou seja, Passivo Corrente e Passivo Não Corrente da empresa. O resultado mostra quanto o valor dos ativos (medidos pelo valor de mercado dos capitais próprios e da dívida) pode decrescer antes dos passivos ultrapassarem os ativos e a empresa se tornar insolvente⁴.

As empresas não cotadas, uma vez que não possuem *Market Value of Equity*, poderão substituir o numerador pelo Valor Contabilístico do Capitais Próprios (Altman, 1983).

$$X_5 = \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$$

A capacidade das vendas de uma empresa gerarem ativo é um indicador bastante aceitável da capacidade para operar num mercado competitivo. Apesar da reduzida significância estatística encontrada por Altman, a relação deste rácio com outras variáveis revela-se importante para a capacidade preditiva do modelo.

Mais recentemente, Altman (2000) sugere que os rácios X_1 a X_4 devem ser usados no modelo em forma de percentagem.

Para testar a capacidade discriminante individual dos rácios, Altman (1968) realizou um teste F de significância. O estudo do autor revelou que as variáveis X_1 a X_4 são significantes, a um nível de 0,001, para determinar a falência (ou não) de uma empresa, facto que se reflete na elevada diferença entre as médias de cada variável

⁴ O exemplo de Altman (1968) explica o conceito. Uma empresa com um *Market Value of Equity* de USD 1000 e Passivo de USD 500 (valor do Ativo = USD 1500) pode sofrer uma queda de 2/3 no valor dos seus Ativos antes da insolvência (2/3 = 1000/1500).

quando comparadas empresas falidas e não falidas. Quanto à variável X_5 , quando analisada numa base univariada apresenta uma significância quase nula para a determinação do destino de uma empresa.

Uma técnica eficaz para a definição do perfil final das variáveis é a determinação da contribuição relativa de cada variável para o modelo, bem como a interação entre elas. A estatística relevante é observada num vetor obtido pela multiplicação dos elementos que correspondem às diagonais das matrizes da variância e covariância.

No estudo de Altman (1968) sobressai a importância das variáveis X_3 , X_5 e X_4 , respetivamente. Se seria expectável relativamente às variáveis X_3 e X_4 , uma vez que as empresas falidas apresentam um resultado líquido negativo e um valor de mercado a decrescer devido às expectativas reduzidas dos acionistas, o mesmo não pode ser dito quanto a X_5 . Esta variável teve a segunda maior contribuição, apesar de, na análise univariada, ter significância muito reduzida. Este facto parece advir da grande correlação negativa (0,78) com a variável X_3 no grupo das empresas falidas. A explicação desta correlação decorre das empresas que sofrem perdas não reporem o seu ativo como nos tempos que eram saudáveis.

A importância de quatro das cinco variáveis analisadas para o distanciamento entre os dois grupos parece ter ficado provada. No entanto, para garantia estatística recorre ao teste F. O teste averigua o poder discriminativo do modelo, assentando na hipótese nula “a observação provém do mesmo grupo”, ou seja, pretende-se averiguar se os dois grupos de empresas, falidas e não falidas, não têm as mesmas características. O teste efetuado por Altman rejeitou a hipótese nula, comprovando que os dois grupos definidos *a priori* são significativamente diferentes e, por isso, a análise é possível de se realizar.

Para melhor entendimento dos resultados empíricos, Altman (1968) optou por usar uma “matriz de precisão”. Essa matriz tem um comparativo entre o que se previa que o modelo concluísse e aquilo que realmente foi retirado da análise efetuada. Se está previsto que determinada empresa tenha falido e a análise conclui isso mesmo, tem-se um H (*Hit* que significa “acertou”); pelo contrário, se o modelo conclui que essa empresa não faliu tem-se um M_2 – erro tipo II (*Miss* que significa “falhou”). Caso se preveja que determinada empresa não irá falir e o modelo indicar que efetivamente não faliu, tem-se um H; pelo contrário, se o modelo indica a falência da empresa, tem-se um M_1 – erro tipo I. A soma dos elementos da diagonal indica o total de acertos e este valor

dividido pelo número de empresas analisadas indica a percentagem de sucesso. Para determinar a capacidade de previsão do modelo, Altman (1968) realizou seis testes:

- 1) amostra inicial: a amostra está representada por 33 empresas em cada grupo, onde são analisadas as respectivas demonstrações financeiras no período anterior ao da falência. É expectável nesta amostra que a percentagem de sucesso seja elevada.

Conforme era esperado, a amostra apresenta uma elevada percentagem de sucesso (95%) com probabilidades de erro de tipo I e tipo II iguais a 6% e 3%, respetivamente.

- 2) amostra dois anos antes da falência: esta segunda amostra inclui as empresas incluídas na primeira amostra, diferindo nas demonstrações que estão a ser usadas.

Nesta nova amostra a probabilidade de erro de tipo II permaneceu baixa, apesar de subir de 3% para 6%, enquanto a probabilidade de erro de tipo I subiu consideravelmente de 6% para 28%.

- 3) tendência potencial e técnicas de validação: com vista a despistar tendências decorrentes da pesquisa intensiva, Altman fez cinco replicações da amostra e um teste T com a hipótese nula “não há diferença entre os grupos”, que foi rejeitada. Essas replicações incluíram a) amostra aleatória, b) escolha de todas as outras empresas para serem a número um, c) começar pela empresa número dois, d) escolha das empresas 1 a 16 e e) escolha das empresas 17 à 32.

Nestas cinco replicações a percentagem de acerto do modelo variou entre 91,2% e 97%.

- 4) segunda amostra de empresas falidas: para o modelo ser testado de forma rigorosa, relativamente às empresas falidas e não falidas, Altman criou duas novas amostras. A primeira contém 25 empresas falidas, cujo tamanho do ativo é igual ao grupo inicial de empresas falidas.

Apesar de não ser expectável, com esta amostra foi conseguida uma precisão maior que originalmente (96% vs 94%).

- 5) segunda amostra de empresas não falidas: nesta amostra as empresas foram escolhidas pela sua similitude com o grupo 1 (empresas falidas), exceto pela saúde financeira. Este grupo segue, sobretudo, o pressuposto da quantidade de empresas que, apesar do seu resultado negativo, por vezes, durante períodos económicos consecutivos, acabam por não falir. Quando esta situação acontece e a empresa acaba por "enganar" o modelo, ocorre um erro do tipo II. Para se proceder ao teste, Altman seleccionou 66 empresas que apresentaram resultados líquidos negativos nos anos de 1958 e 1961 (33 por cada ano).

Dada a situação das empresas presentes nesta amostra, 79% de sucesso obtido na sua classificação é um resultado encorajador. Dez das catorze empresas que foram mal classificadas tinham um *Z-score* entre 1.81 e 2.67, ou seja, situavam-se na "zona cinzenta", ou "zona de ignorância", onde se encontram as empresas que não têm um resultado inteiramente conclusivo, sendo-lhe apontadas apenas algumas dificuldades.

- 6) capacidade de Previsão de Longo Prazo: os resultados dos testes anteriores são encorajadores, embora seja necessário testar a capacidade do modelo a longo prazo. Apesar de outros autores mencionarem que as empresas apresentam uma tendência negativa até cinco anos antes da falência, nada é mencionado quanto à significância dessa análise para a determinação da falência. Para a realização deste teste, Altman recorreu às 33 empresas já usadas anteriormente e analisou o terceiro, quarto e quintos anos antes da ocorrência da falência. O número de empresas foi diminuindo à medida que se recuam mais anos.

Tal como era expectável, à medida que se vai avançando no número de anos a capacidade preditiva do modelo vai decrescendo e a quantidade de erros vai aumentando. Isso permite então concluir que, para além dos dois anos antes da falência das empresas, este modelo perde a sua capacidade de previsão.

Num esforço para a diminuição dos erros na classificação das empresas, Altman (1968), identificou a necessidade da criação de *cut-off points*, ou seja, agrupando as

classificações obtidas no modelo por probabilidade de falência e criando a chamada “zona cinzenta”, ou “zona de ignorância”, onde existe incerteza quanto ao futuro das empresas. Assim, o autor subdividiu os *Z-scores* em três grupos:

- no primeiro grupo, onde a probabilidade de falência é alta, o *Z-score* encontra-se abaixo de 1,81;
- no segundo grupo, onde se encontra a denominada “zona cinzenta” ou “zona de ignorância”, o *Z-score* está entre 1,81 e 2,99;
- no terceiro grupo, onde existe a menor probabilidade de falência, o *Z-score* é maior que 2,99.

Os intervalos foram definidos a partir do estudo realizado por Altman. Se a empresa tem um *Z-score* menor que 1,81 entra sempre em falência e se a empresa tem um *Z-score* maior que 2,99 não entra em falência, ou seja, apenas entre aquele mínimo e este máximo é que existem probabilidades de o modelo apresentar erros. Com isto, conclui-se que à medida que o *Z-score* se vai deteriorando, a probabilidade de uma determinada empresa falir vai aumentando.

Conforme referido anteriormente, este modelo de Altman (1968) foi sofrendo adaptações devido a algumas limitações, como as empresas serem todas cotadas e da indústria manufatureira. Quanto à primeira limitação, Altman (1983) faz uma adaptação para empresas não cotadas, com reflexos no rácio X_4 , que substitui o *Market Value* das empresas pelo Valor Contabilístico dos Capitais Próprios, ou *Book Value of Equity*:

$$X_4 = \frac{\text{Book Value of Equity}}{\text{Book Value of Total Debt (Liabilities)}}$$

Isso levou também à alteração do modelo e da denominada “zona cinzenta”, ou “zona de ignorância” que passa a ter o *Z-score* mínimo de 1,23, mantendo-se o máximo.

$$Z = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

Quanto à segunda limitação, Altman (1995, citado por Altman & Hotchkiss, 2006, p. 256) faz outra adaptação, não para alterar um rácio, mas para eliminar o rácio

X_5 do modelo, de modo a minimizar os potenciais efeitos da indústria. Isso levou também à alteração do modelo:

$$Z = 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4$$

Outros autores, como Edmister (1972), Sinkey's (1975) ou Wang (2004), também foram reformulando o modelo de Altman (1968) em função de novas realidades (Bellovary *et al.*, 2007).

Para além das limitações apontadas por Altman (1968), outras ainda foram apontadas por Ohlson (1980):

- 1) o modelo tem certos requisitos estatísticos no que toca à distribuição das variáveis, como por exemplo, as matrizes de variância-covariância têm de ser as mesmas em ambos os grupos, falidas e não falidas;
- 2) o output do modelo é uma pontuação que implica uma interpretação intuitiva com base num *ranking*;
- 3) a arbitrariedade decorrente da imposição do *matching* quanto ao tamanho ou tipo de indústria, que tem de existir entre as empresas falidas e não falidas.

Apesar das limitações apontadas, este modelo é eficaz, transparente e fácil de interpretar (Altman *et al.*, 1994), além de que, ao contrário dos modelos univariados, permite estudar as relações entre os rácios do modelo (Sousa & Oliveira, 2014).

2.2.3. O Modelo *Logit*

Os modelos *Logit* e *Probit* tornaram-se num importante instrumento analítico para os investigadores da área da gestão, especialmente entre 1990 e 2000 (Hoetker, 2007).

O modelo *Logit* obtém-se a partir de uma regressão logística onde a variável dependente é uma variável *dummy*, podendo assumir dois valores, 0 ou 1, que no caso de previsão de falências indicará se a empresa vai falir ou não (Pereira *et al.*, 2007). Na utilização deste modelo destacou-se Ohlson (1980), em consequência das críticas levantadas ao modelo Z-score de Altman (1968). Ohlson (1980) reconhece os contributos, no campo dos modelos de previsão de falências, dados por Beaver (1966) e

Altman (1968). No entanto, aponta como precursores dos estudos de previsão de falências com fundamento lógico e probabilístico os autores White e Turnbull (1975) e Santomero e Vinso (1977).

Apesar de reconhecer o contributo dado pelos seus antecessores, Ohlson (1980) aponta-lhes a limitação da dimensão amostral. Enquanto que Altman (1968) usa 66 empresas na sua amostra, 33 falidas e 33 não falidas, Ohlson usa 105 empresas falidas e 2058 não falidas industriais, no período entre 1970 e 1976, retiradas do 10-K⁵. Recorrendo ao 10-K, salienta uma vantagem em relação a estudos anteriores, relacionada com a data das demonstrações financeiras. Esta questão deriva de outra crítica que Ohlson (1980) aponta aos estudos anteriores: o ênfase exagerado à capacidade preditiva desses estudos, um ano antes da falência, quando nessa fase a empresa já se encontra em dificuldades espelhadas pelas demonstrações financeiras. Esta problemática leva a que, comparativamente com outros autores, Ohlson (1980) tenha uma percentagem de erros global maior.

O estudo de Ohlson salienta duas conclusões essenciais:

- 1) é possível identificar quatro fatores estatisticamente significativos na definição da probabilidade de falência:
 - o tamanho da empresa;
 - a medida da estrutura financeira;
 - a medida da *performance*;
 - a medida da liquidez corrente
- 2) conforme referido, é importante definir-se o momento exato da falência.

A recolha dos dados financeiros das empresas foi feita até três anos antes da falência, incluindo o balanço, a demonstração dos resultados, o mapa de tesouraria e, quando disponível, o relatório do contabilista relativo à falência.

A função logística para determinar a probabilidade (P) da falência das empresas da amostra foi dada na seguinte forma:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-y_i}}, \text{ onde } y_i \equiv \sum_j \beta_j X_{ij} = \beta' X_i$$

⁵ “The federal securities laws require public companies to disclose information on an ongoing basis. For example, domestic companies must submit annual reports on Form 10-K. The annual report on Form 10-K provides a comprehensive overview of the company's business and financial condition and includes audited financial statements.” Retirado de <https://www.sec.gov/fast-answers/answers-form10khtm.html>

sendo: $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ coeficientes que refletem a correlação entre os rácios; X_1, X_2, \dots, X_n variáveis independentes (rácios financeiros); i o número de anos observados; P a probabilidade de ocorrência da falência.

O autor seguiu a literatura como principal critério na escolha dos rácios a utilizar no modelo:

$$SIZE = Tamanho = \log \left(\frac{total\ do\ ativo}{GNP\ price - level\ index} \right)$$

GNB = Gross National Product ou PNB (Produto Nacional Bruto) ou Rendimento Nacional

$$TLTA \left(\frac{Total\ Liabilities}{Total\ Assets} \right) = \frac{Passivo\ Total}{Ativo\ Total}$$

$$WCTA \left(\frac{Working\ Capital}{Total\ Assets} \right) = \frac{Fundo\ de\ Maneio}{Ativo\ Total}$$

$$CLCA \left(\frac{Current\ Liabilities}{Current\ Assets} \right) = \frac{Passivo\ Corrente}{Ativo\ Corrente}$$

OENEG = variável dummy que assume valor um, se o total do passivo exceder o total do ativo, ou zero, no caso contrário

$$NITA \left(\frac{Net\ Income}{Total\ Assets} \right) = \frac{Resultado\ Líquido}{Ativo\ Total}$$

$$FUTL \left(\frac{Funds\ provided\ by\ operations}{Total\ Liabilities} \right) = \frac{Cash - flow\ operacional}{Passivo\ Total}$$

INTWO = variável dummy que assume valor um, se resultado líquido é negativo nos últimos dois anos, ou zero, no caso contrário;

$$CHIN = \frac{(Resultado\ Líquido_i - Resultado\ Líquido_{i-1})}{(|Resultado\ Líquido_i| - |Resultado\ Líquido_{i-1}|)}, \text{ visa medir a variação do resultado líquido, sendo o período } i \text{ o período mais recente}$$

Considerando os resultados de estudos anteriores, Ohlson (1968) teorizou sobre os sinais espectáveis para cada um dos rácios, conforme se apresenta na Tabela 3.

Tabela 3 - Sinais espectáveis dos rácios

Positivo	Negativo	Indeterminado
<i>TLTA</i>	<i>SIZE</i>	<i>OENEG</i>
<i>CLCA</i>	<i>WCTA</i>	
<i>INTWO</i>	<i>NITA</i>	
	<i>FUTL</i>	
	<i>CHIN</i>	

Fonte: Ohlson (1968), p. 119

Uma análise interessante de se fazer antes da aplicação do modelo é a análise de perfil para cada rácio, um ano antes da falência, dois anos antes da falência e para as não falidas.

Da análise de perfil destaca-se, naturalmente, o deterioramento dos rácios à medida que se avança das empresas não falidas para os dois e um ano antes da falência. Ou seja, as empresas, dois anos antes da falência, têm rácios mais aproximados com as não falidas e as empresas, um ano antes da falência, estão mais próximas, em termos de rácios, das empresas dois anos antes da falência.

Ohlson (1968) determinou três conjuntos de estimativas usando o modelo *Logit* com os rácios descritos:

- modelo 1: prevendo a falência das empresas um ano antes. Este modelo apresentou um Índice de Razão de Verosimilhança⁶ de 0,8388;
- modelo 2: prevendo dois anos antes da falência, com o pressuposto de que a empresa não faliu no ano seguinte. Este modelo apresentou um Índice de Razão de Verosimilhança de 0,7970;
- modelo 3: prevendo um ou dois anos antes da falência. Este modelo apresentou um Índice de Razão de Verosimilhança de 0,719.

O modelo 1 foi o que apresentou resultados mais impressionantes, tendo “acertado” em todos os sinais espectáveis para os rácios e uma percentagem de acertos

⁶ Similar ao R^2 porque mede em que medida as variáveis são explicativas do modelo.

de 96,12% (os modelos 2 e 3 ficaram ligeiramente abaixo, com 95,55% e 92,84%, respetivamente). Dos rácios analisados, apenas três não se apresentaram estatisticamente significantes, o *WTCA*, o *CLCA* e o *INTWO*. Apesar deste resultado, o autor salienta que não é possível qualificar o modelo, uma vez que o número de empresas não falidas é muito elevado (91,15%), relativamente ao das não falidas. Outro dos destaques prende-se com o facto de o *SIZE* ser um rácio importante nestes modelos.

Quanto à classificação dos erros, atendendo apenas no modelo 2, foram usados “*cut-off points*” para os definir. Assim, os erros Tipo I ocorreram quando a probabilidade de falência é maior que o “*cut-off point*” e a empresa não entra em falência, enquanto que os erros de Tipo II ocorrem quando a empresa entra em falência e a probabilidade de falência é menor que o “*cut-off point*”. O estudo também registou que o “*cut-off point*” que minimiza a soma dos erros é 0,038, onde 17,4% das empresas não falidas e 12,4% das empresas falidas foram mal classificadas. Além disso, no “*cut-off point*” de 0,0095 não existem erros de Tipo I e os de Tipo II são de 0,47%.

Ohlson (1968) destaca como vantagem do modelo *Logit* a sua fácil aplicação. O autor ainda aplicou a ADM na sua amostra de trabalho, tendo atingido um erro mínimo médio de 16% que comprova a eficácia superior do *Logit*. Por outro lado, Ohlson (1980) indica como possível desvantagem o facto de o modelo não utilizar preços de mercado. Neste contexto, Zmijewski (1984) alerta para o perigo da obtenção de um modelo inconsistente e tendencioso decorrente do uso de modelos *Logit* e *Probit* desajustados

O modelo *Logit* e o modelo *Probit* são, de certa forma, semelhantes. Segundo Long (1997), a escolha entre estes modelos está intimamente ligada à conveniência para o estudo em causa, dado que os resultados conseguidos nos dois modelos são semelhantes, sendo mesmo necessárias amostras muito grandes para que se possa notar uma diferença assinalável.

2.2.4. Neural Networks

As *Neural Networks*, ou Redes Neurais, consistem num sistema computacional baseado na neurobiologia que têm como objetivo a simulação do funcionamento do cérebro humano (Gissel *et al.*, 2007). Este sistema assenta em elementos que estão interligados entre si e que são treinados para receberem vários *inputs* que, depois de interagirem, se transformam num só *output* com vista a apoiar a tomada de decisão

(Coats & Fant, 1993). Segundo Coats e Fant (1993), um dos objetivos das redes neurais é mitigar algumas das lacunas apresentadas pelos modelos tradicionais, nomeadamente, os modelos multivariados. Apesar das críticas dirigidas aos modelos tradicionais, os modelos multivariados, tal como as redes neurais, são os modelos mais promissores no que toca à previsão de falências (Gissel *et al.*, 2007).

Coats e Fant (1993) apresentam contributos importantes no estudo das *Neural Networks*. A implementação deste modelo requer o uso de um algoritmo matemático, tendo os autores optado pelo “*Cascade-Correlation*”, ou “*Cascor*”. Este algoritmo é usado para detetar correlações entre *input* e *output* de modo a que as situações sejam corretamente categorizadas. Estruturalmente, a *Cascade-Correlation* representa-se conforme apresentado na Figura 3:

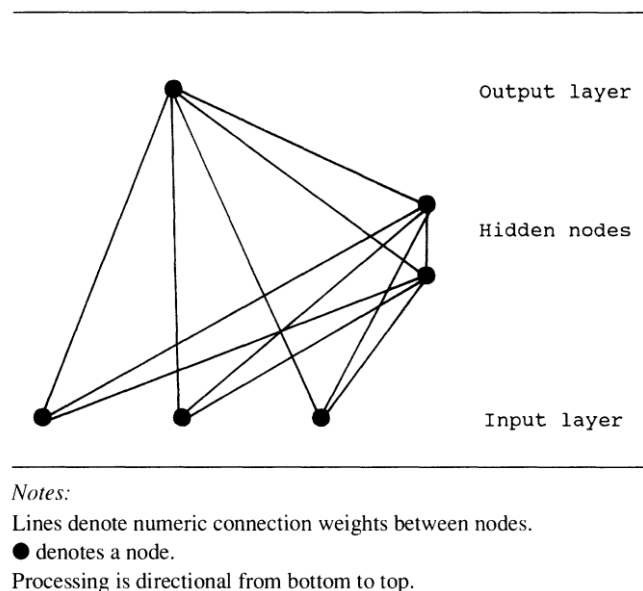


Figura 3 - Rede Neural simples de seis nós (Cascade-Correlation)
Fonte: Coats e Fant (1993)

Esta estrutura é composta por seis elementos de processamento, chamados “*nodes*”, ou nós, e pelas suas interconexões ponderadas. Mais concretamente, a rede representada Figura 3 tem três nós de *inputs*, um nó de *output* e dois *hidden nodes*, ou nós internos. Esta estrutura apresenta uma vantagem face a outras possíveis, dado que a *Cascor* determina o número de nós internos automaticamente. Estes nós internos têm uma importância capital, uma vez que permitem aos nós de *input* interagirem entre si, passando informação e influenciando-se mutuamente.

Uma grande mais-valia das redes neurais é o facto de ser “treinável”. A forma da rede aprender é semelhante à dos animais, ou seja, quando a rede acerta é lhe dada uma recompensa e quando falha é lhe dada uma punição. Assim, a recompensa é um reforço dos pesos dos coeficientes, enquanto a punição é o ajustamento desses mesmos pesos. Estes ciclos vão-se repetindo até o utilizador decidir que a percentagem de erro apresentada pelo modelo é aceitável.

Como critério para encontrar uma base de dados para aplicar o modelo, Coats e Fant (1993) usaram os relatórios feitos por auditores às empresas. Ao contrário da maioria dos estudos, que usam apenas as demonstrações financeiras, os autores juntam ao encerramento da empresa um relatório com ênfases ou reservas por parte dos auditores que fiscalizam as contas anualmente. Segundo eles, as dificuldades financeiras de uma empresa não ocorrem de um momento para o outro, mas num processo continuado no tempo e, por esse motivo, é possível que nesse relatório sejam apresentadas essas dificuldades. Além disso, um relatório apresenta outros indicadores e tem mais relevância para os “decisores”.

O estudo de Coats e Fant (1993) recorreu à base de dados *Standard & Poor's COMPUSTAT* para o período de 1970-1989. Foram criados dois grupos de trabalho, um com as empresas viáveis e outro com as empresas em dificuldades, chamados “grupo viável” e “grupo em dificuldades”, respetivamente. Para o “grupo em dificuldades” foram encontradas 94 empresas, considerando os mencionados relatórios e as empresas terem passado pelos chamados “*sanity checks*”, garantindo os dados necessários para a verificação nos anos anteriores à falência. Para o “grupo viável” foram encontradas 188 empresas (duas por cada empresa falida) que não tenham recebido nenhum ênfase ou reserva no ano e nos três anteriores. As empresas do “grupo viável” eram industriais, embora o “grupo em dificuldades” também incluísse empresas de serviços, na medida em que a base de dados continha apenas 51 empresas industriais que “encaixavam” nos critérios dos autores.

Após ser identificada a amostra, as empresas dos dois grupos foram misturadas e remisturadas, resultando daqui dois *sets* com 47 empresas em dificuldades e 94 empresas viáveis em cada um e para cada um dos quatro anos, ou seja, quatro modelos *Cascor* que representam quatro diferentes momentos no tempo: ano em que foi dada a opinião do auditor com reservas ou ênfases (y_0), um ano antes (y_{-1}), dois anos antes (y_{-2}) e três anos antes (y_{-3}). Desta forma, cada um dos *sets* teve a sua utilidade própria: um foi usado para treinar a rede neural de forma a reconhecer padrões que justificam a opinião

“não limpa” do auditor e o outro foi usado para testar a rede. No desenvolvimento do modelo foram usados os cinco rácios do modelo Z-score de Altman (1968), além de terem sido contemplados quatro modelos multivariados Z-score como termo de comparação para os modelos *Casacor*. Os cinco rácios usados por Altman (1968) e replicados por Coats e Fant (1993), para explicar a viabilidade de uma empresa, são os seguintes:

$$Z = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$$

$$x_1 = \frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}}$$

$$x_2 = \frac{\text{Retained Capital}}{\text{Total Assets}}$$

$$x_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Total Assets}}$$

$$x_4 = \frac{\text{Market Value of Equity}}{\text{Book Value of Total Debt (Liabilities)}}$$

$$x_5 = \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$$

Antes da aplicação do modelo, os autores fizeram uma análise de perfil, de forma univariada, aos rácios e à sua evolução no tempo. No que diz respeito às empresas em dificuldades, as médias dos rácios X_1 , X_2 e X_3 deterioraram-se claramente à medida que se aproxima de y_0 , ao mesmo tempo que aumenta o desvio-padrão. Quanto aos rácios X_4 e X_5 não são notadas mudanças consistentes ou expressivas. No que diz respeito às empresas viáveis não existe uma clara evolução dos rácios ao longo do tempo, com exceção de X_4 que apresenta maior assimetria, ainda que não de forma consistente.

Usando o *set* de treino foi escolhida uma rede neural para cada ano em análise, treinada até apresentar 100% de eficácia na classificação das empresas viáveis e em dificuldades, sendo que para atingir esta eficácia algumas das redes necessitaram de mais de 1400 ciclos de treino.

Coats e Fant (1993) apresentaram as “*Hit Rates*”, ou seja, as percentagens de acertos, sendo que o tipo I significa que o modelo classificou uma empresa em dificuldade quando esta efetivamente se encontrava em dificuldade e o tipo II significa que uma empresa viável foi identificada como tal pelo modelo. Seguidamente, os autores apresentaram as “*Error Rates*”, ou seja, as percentagens de erro, onde o tipo I significa que uma empresa em dificuldades foi classificada como viável e o tipo II significa que uma empresa viável foi classificada em dificuldades. Finalmente, os autores apresentaram o “*overall*”, que representa a percentagem geral de acertos ou de erros, independentemente do tipo. Os resultados obtidos permitem retirar algumas conclusões interessantes:

- o modelo multivariado tem uma grande eficácia de acerto no tipo II, com percentagens sempre superiores a 90%, chegando mesmo a 100% no ano 0;
- a eficácia do modelo multivariado é inferior no tipo I onde, no máximo, a percentagem chega a 70,2%;
- no geral, o modelo *Cascor* apresenta uma percentagem elevada de acerto e uma percentagem reduzida de erro.

De forma a aferir se as redes neurais são mais eficazes que os modelos multivariados, Coats e Fant (1993) realizaram o teste sob a hipótese nula H_0 : “Proporção de acertos, ou seja, eficácia do modelo multivariado, de um qualquer ano, é maior ou igual à eficácia da rede neural para o mesmo ano”. A hipótese testada pelos autores foi rejeitada com uma significância de 5%.

A escolha entre modelos multivariados ou neurais depende do custo-benefício e do tipo de análise que se pretende fazer. Se apenas se pretende classificar determinada empresa como viável ou em dificuldades, então qualquer das ferramentas pode ser utilizada. Mas quando o custo de errar nessa classificação é elevado, deve ponderar-se a ferramenta a utilizar. Num ambiente onde existem várias empresas viáveis, o custo de classificar uma empresa viável como estando em dificuldades é reduzido, contudo o mesmo não se aplica no caso contrário, ou seja, a má classificação de uma empresa em dificuldades pode custar muito caro.

Para além de Coats e Fant (1993), Altman *et al.* (1994) e Pereira *et al.* (2007) sugerem a maior eficácia das redes neurais, embora esta metodologia também apresente vantagens e desvantagens:

Vantagens:

- maior taxa de acerto que os modelos tradicionais, fruto do processo de aprendizagem a que o modelo é sujeito;
- o uso de redes simples e redes com memória mostra-se de um poder e flexibilidade consideráveis.

Desvantagens:

- longo processo para completar a fase de aprendizagem;
- necessidade de um grande número de testes para identificar a estrutura da rede;
- os pesos que resultam do sistema são demasiado sensíveis às mudanças estruturais;
- dificuldade em analisar o seu processo de raciocínio;
- estes modelos são entendidos como “caixas negras” que dão respostas, mas não transmitem conhecimento.

3. ESTUDO EMPÍRICO

3.1. Metodologia e Dados

3.1.1. Enquadramento, Objetivo e Critérios de seleção da metodologia

O estudo empírico desta dissertação tem como objetivo o estabelecimento e aplicação de um modelo de previsão de falências, numa base de dados de empresas portuguesas do setor do turismo. Mais concretamente, pretendem-se antever dificuldades de um conjunto de empresas do setor do turismo, pertencentes ao grupo Mystic Invest.

Tal como foi identificado na revisão da literatura, Altman revisitou o modelo publicado originalmente, em 1968, de forma a adaptá-lo ao momento ou à amostra. Nesta dissertação também se pretende seguir essa adaptação dos rácios do modelo multivariado de Altman (1968) e dos rácios do modelo *Logit* de Ohlson (1980) à amostra analisada. Contudo, segundo Ohlson (1980) o uso da Análise Discriminante Múltipla (ADM), método utilizado por Altman (1968), requer alguns requisitos estatísticos, como por exemplo, as matrizes de variância-covariância devem ser as mesmas para ambos os grupos e existir sempre *paired sample*. Além disso, pretende-se que a variável dependente seja uma *dummy*, ou seja, binária que assume o valor de 0 ou 1 no caso do modelo de previsão, para a empresa falida ou não falida, respetivamente, situação que não é compatível com a ADM. Assim, pela sua notoriedade, serão usados os cinco rácios utilizados por Altman (1968) e quatro rácios utilizados por Ohlson (1980), realizando-se testes através do programa de estatística RStudio de forma a encontrar o melhor modelo. Para tanto, será utilizada a metodologia *Logit*, sendo assim ultrapassada a ambiguidade da interpretação de um *score*, apresentada por vários autores como limitação do modelo multivariado de Edward Altman (1968).

No grupo Mystic Invest, como em outros, existe uma ou mais empresas “*cash cows*” que “sustentam” o grupo, sendo financiadoras de novos negócios e empresas; outras que são ou já foram a “*star*”; outras são “*question mark*” e que podem evoluir, tornando-se “*star*”, ou o seu crescimento abrandar tornando-se “*pet*”. Estes conceitos foram introduzidos por Bruce Henderson, em 1970, aquando da elaboração da matriz BCG para a consultora *Boston Consulting Group*, conforme apresentado na Figura 4. Apesar de o grupo de forma consolidada estar inserido no conceito de “*cash cow*” ou “*star*” existem diversas empresas que se posicionam em outros quadrantes da matriz.

Esta é, aliás, a conclusão da publicação de Henderson (1970), segundo a qual um portfólio de investimentos deve ser diversificado com “stars” para garantir o futuro, “cash cows” para garantir o investimento nesse futuro, “question marks” para serem convertidas em “stars” com o devido investimento e “pets” que representa o elemento desnecessário, sendo mesmo a evidência do falhanço empresarial.

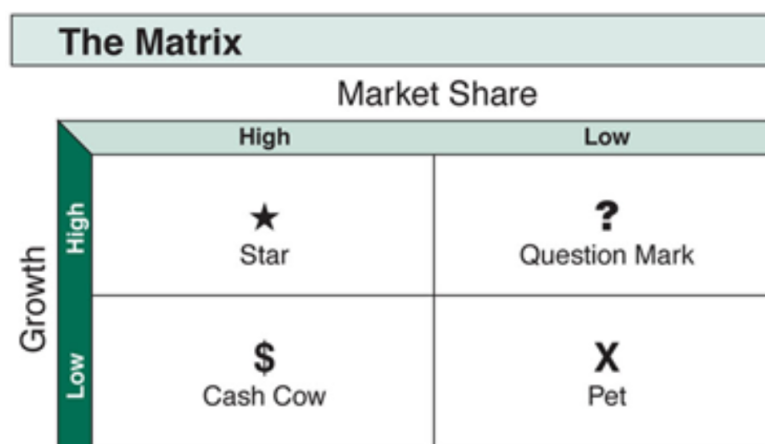


Figura 4 – Matriz BCG de Bruce Henderson
Fonte: Bruce Henderson (BCG) (1970)

As empresas pertencentes a uma Sociedade Gestora de Participações Sociais (SGPS) constituem um portfólio de investimentos, enquadrando-se perfeitamente na perspetiva do autor relativamente aos investimentos.

Conclui-se que existem empresas que, apesar de todo o investimento do grupo, não deixarão de ser “pet” e ficarão sempre pela probabilidade de falência elevada até serem abandonados os projetos ou serem objeto de fusões ou venda.

O setor do turismo, onde se enquadram as empresas pertencentes à amostra, representa um dos setores que mais cresceu nos últimos anos em Portugal, com a exploração ao nível das atividades oferecidas, alojamento, construção e reabilitação urbana. Segundo dados do Instituto Nacional de Estatística (2018), em 2017 o turismo mundial assistiu a um crescimento de 6,8% face ao ano anterior, sendo que a Europa continua a ser o destino favorito dos turistas internacionais, com um aumento nesta região de 8,4%. Em Portugal, o desempenho do setor provocou um aumento nas receitas de 19,5%, contribuindo para um crescimento do alojamento igual a 5,9% face a 2016.

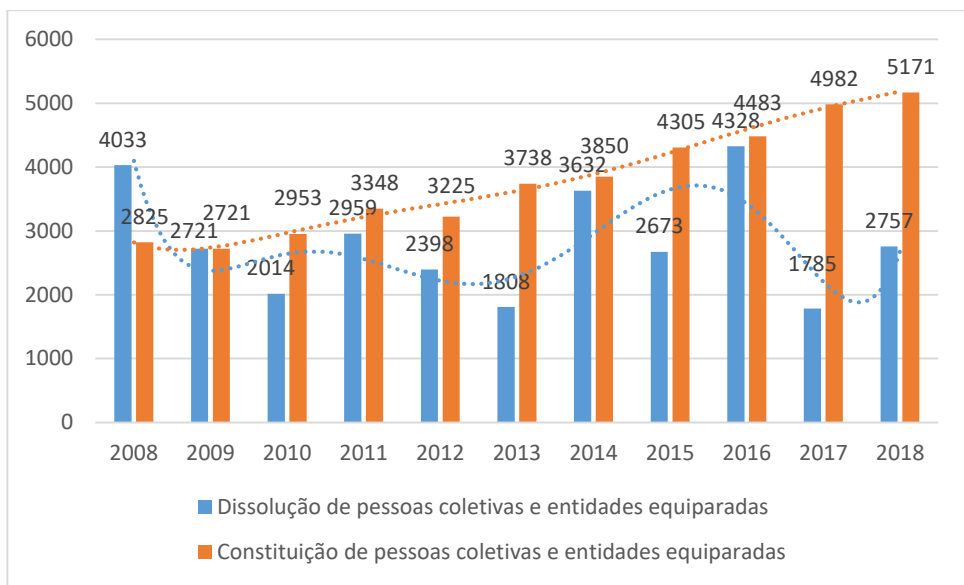


Figura 5 - Dados sobre Dissolução e Constituição de empresas do setor do Alojamento, restauração e similares

Fonte: Instituto Nacional de Estatística (2018)

Conforme se pode verificar na Figura 5, tem-se assistido nos últimos anos a um aumento da constituição de empresas da área do alojamento, restauração e similares. No entanto, a dissolução segue uma tendência cíclica também já verificada na totalidade dos setores (Figura 1).

3.1.2. Amostra e recolha de dados

Para a aplicação dos modelos foram usados na amostra os dados financeiros do grupo Mystic Invest, constituído sobretudo por empresas do setor do turismo, reportados ao período compreendido entre 2013 e 2017. Este grupo começou por se dedicar à área dos cruzeiros, embora se tenha vindo a diversificar, acompanhando as tendências do setor. Como se referiu, o grupo empresarial tem empresas em vários quadrantes da matriz BCG, algumas das quais “*pets*”, ou seja, empresas que ficaram sem mercado e viram o seu crescimento decair. Atendendo a que o grupo empresarial não tem empresas que faliram, existirá um enfoque nessas “*pets*” para definir o grupo das empresas com dificuldades. Como critério para efetuar esta seleção foi considerada a opinião de um dos administradores do grupo. Foram classificadas como “*pets*” as empresas com as seguintes características:

- resultado operacional consecutivamente negativo e sem sinal de melhoria ao longo do tempo;
- empresas alienadas em 2018;

Altman (1995, citado por Altman & Hotchkiss, 2006, p. 256) criou um modelo de previsão que minimiza os potenciais efeitos da indústria. Contudo, defende que idealmente o estudo deve ser feito com empresas do mesmo setor e, por esse motivo, foi feito um esforço neste estudo para que todas as empresas fossem apenas da área do turismo. Todavia, nesta amostra existem empresas que não são do mesmo setor de atividade, distribuindo-se por outros como o imobiliário, recrutamento ou gestão de participações sociais. Por esta razão, nesta dissertação serão definidos dois modelos, com duas amostras distintas, uma apenas com as empresas de turismo e outra com a totalidade das empresas. Para além disso, uma vez que o *core business* do grupo representava, em 2017, 93% do volume de negócios total, incluiu-se nesta análise o consolidado das empresas, depois de feitos todos os ajustamentos, acrescentando assim mais uma “empresa” à amostra. Desta forma, o grupo em 2017 era composto da seguinte forma:

Tabela 4 - Composição da amostra

	N.º Empresas
• Grupo	20*
• Turismo	16*
• Sem dificuldades	11*
• Com dificuldades	5

* Considerando o consolidado das empresas

Fonte: Elaboração própria

3.1.3. Seleção das variáveis

Para a execução do estudo empírico será usada a técnica de regressão logística binária, onde existe uma variável dependente qualitativa que é explicada por múltiplas variáveis independentes.

3.1.3.1. Variável dependente

Pretendendo-se avaliar a capacidade do modelo na classificação das empresas, esta variável é qualitativa binária, ou seja, uma *dummy* denominada “Dificuldade” que

assume um valor de 0 se a empresa não se encontra em dificuldades e 1 se a empresa se encontrar em dificuldades.

3.1.3.2. Variáveis Independentes

As variáveis independentes assumirão a forma de rácios financeiros calculados com base nas demonstrações financeiras das empresas da amostra. Este estudo empírico tem por base os trabalhos de Altman (1968) e de Ohlson (1980), recorrendo às mesmas variáveis independentes. Do estudo de Altman (1968) serão usados 5 rácios e do estudo de Ohlson (1980) serão usados 4 rácios. Seguem-se os rácios usados por Altman (1968):

- $X_1 = \frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}}$

Sendo o *Working Capital* ou Fundo de Maneio dado pela diferença entre Ativo Corrente e Passivo Corrente. *Total Assets* é o total do Ativo Corrente e Não Corrente.

- $X_2 = \frac{\text{Retained Capital}}{\text{Total Assets}}$

Retained Capital ou Resultado Retido é a parte do resultado não distribuída aos acionistas, ou seja, a parte do resultado transitado.

- $X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Total Assets}}$

Este rácio testa a capacidade da atividade operacional da empresa financiar os seus ativos sem ter em consideração os seus custos financeiros e impostos (EBIT: *Earnings Before Interest and Taxes*).

- $X_4 = \frac{\text{Book Value of Equity}}{\text{Book Value of Total Debt (Liabilities)}}$

Book Value of Equity ou Valor Contabilístico do Capitais Próprios é dado pela multiplicação da cotação acionista pelo número de ações. O *Book Value of Total Debt*

(*Liabilities*) é a soma algébrica da dívida ou passivo, ou seja, passivo corrente e não corrente da empresa.

- $X_5 = \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$

A capacidade do negócio ou *Sales* de uma empresa em gerar ativo representa indicador aceitável da capacidade em operar num mercado competitivo.

Seguem-se os rácios usados por Ohlson (1980):

- $TLTA \left(\frac{\text{Total Liabilities}}{\text{Total Assets}} \right) = \frac{\text{Passivo Total}}{\text{Ativo Total}}$
- $CLCA \left(\frac{\text{Current Liabilities}}{\text{Current Assets}} \right) = \frac{\text{Passivo Corrente}}{\text{Ativo Corrente}}$
- $NITA \left(\frac{\text{Net Income}}{\text{Total Assets}} \right) = \frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Ativo Total}}$
- $FUTL \left(\frac{\text{Funds provided by operations}}{\text{Total Liabilities}} \right) = \frac{\text{Cash-flow operacional}}{\text{Passivo Total}}$

Segundo Bellovary *et al.* (2007, p. 42), as variáveis selecionadas estão no Top 15 de variáveis que foram incluídas em estudos semelhantes, sobressaindo a variável *NITA*.

Tabela 5 – Convergência com os autores mais explorados na revisão da literatura

Rácio	Convergência com o estudo	Autores
• Net income / Total assets	NITA	Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) e Coats & Fant (1993)
• Working capital/Total assets	WCTA =X1	
• Retained earnings / Total assets	X2	Altman (1968) e Coats & Fant (1993)
• Earnings before interest and taxes / Total assets	X3	
• Sales / Total assets	X5	
• Market value of equity / Book value of total debt	X4	
• Total liabilities / Total assets	TLTA	Beaver (1966) e Ohlson (1980)
• Cash flow from operations / Total liabilities	FUTL	

Fonte: Adaptado de Bellovary *et al.* (2007, p.42)

Cada um dos rácios escolhidos terá uma análise individual, dado que não se comportam da mesma forma quando a empresa é falida (F) ou não falida (NF). Na Tabela 6 estão representados os principais autores revistos e o comparativo das médias dos rácios das empresas falidas e não falidas. Os autores estão de acordo quanto à tendência de todos os rácios, com exceção do rácio $\frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$. Este facto pode dever-se à divergência na amostra ou na época em que foi realizado o estudo. Contudo, uma empresa falida pode ter este rácio elevado devido a, por exemplo, alienação ou degradação no seu ativo; no entanto, uma empresa não falida com um crescimento acentuado das vendas terá igualmente este rácio a crescer.

Tabela 6 - Comparativo da média dos rácios dos autores revistos

Rácio	Autores			
	Beaver (1966)	Altman (1968)	Ohlson (1980)	Coats & Fant (1993)
Total liabilities / Total assets	F > NF		F > NF	
Cash flow from operations / Total liabilities	NF > F		NF > F	
Net income / Total assets	NF > F		NF > F	
Working capital/Total assets	NF > F	NF > F	NF > F	NF > F
Retained earnings/Total assets		NF > F		NF > F
Earnings before interest and taxes/Total assets		NF > F		NF > F
Market value equity/Book value of total debt		NF > F		NF > F
Sales/Total assets		NF > F		F > NF
Current liabilities / Current assets			F > NF	

Fonte: elaboração própria

3.1.4. Análise prévia dos dados

Nesta dissertação será feita uma análise prévia dos dados da amostra, ou análise de perfil, antes de serem efetuados os testes nos modelos de previsão. Foi considerado como ano 1 o ano mais recente em análise, ou seja 2017, e como anos 2, 3, 4 e 5, os anos de 2016, 2015, 2014, 2013, respetivamente. Na Tabela 7 e na Tabela 8 estão representadas todas as rubricas que são parte integrante dos rácios incluídos no modelo de previsão. Estas rubricas, apesar de terem valores médios elevados, apresentam desvio-padrão superior a essas médias, espelhando grande discrepância entre as empresas do grupo.

Tabela 7 - Análise geral de algumas rubricas do balanço por tipo de empresa

Rubrica	Ano	Em dificuldade				Saudável			
		Média	Máximo	Mínimo	Desvio-Padrão	Média	Máximo	Mínimo	Desvio-Padrão
Ativo Corrente	1	231 962	957 070	19 654	365 426	7 261 649	40 972 279	48 670	12 827 166
	2	72 435	216 384	13 845	83 580	17 416 263	90 507 505	176 148	27 544 104
	3	120 151	367 283	17 770	143 414	5 860 380	28 933 238	52 907	9 762 515
	4	186 878	515 826	17 776	232 632	5 378 982	25 468 786	22 393	9 100 561
	5	241 392	670 894	23 271	303 717	7 003 405	25 395 376	14 513	10 096 604
Passivo Corrente	1	247 873	566 448	5 080	242 140	11 988 645	47 175 853	914	13 783 920
	2	175 528	484 549	48 481	179 526	15 375 256	72 993 158	374 478	21 316 519
	3	187 284	463 834	72 993	161 133	7 269 893	36 176 786	63 511	11 125 636
	4	233 739	442 850	126 770	147 877	9 087 429	34 197 422	0	11 709 106
	5	217 337	433 127	87 289	153 655	6 970 381	23 930 521	129 309	8 890 609
Ativo Total	1	955 195	3 276 982	85 654	1 207 744	37 951 258	215 331 713	48 670	60 784 591
	2	399 704	1 002 744	87 234	355 449	40 669 304	211 641 977	1 036 400	62 898 238
	3	450 308	1 006 669	124 683	333 678	30 987 579	154 423 867	461 529	53 211 455
	4	608 946	1 006 674	296 839	296 046	39 540 312	136 209 146	46 147	55 489 538
	5	668 924	1 018 908	305 445	291 426	42 031 254	126 094 200	181 513	55 799 721
Passivo Total	1	644 739	2 550 777	5 080	970 312	30 879 559	185 022 570	914	51 156 832
	2	175 528	484 549	48 481	179 526	34 567 765	196 685 760	758 926	56 953 021
	3	213 013	463 834	82 188	150 302	26 830 318	141 978 421	365 619	45 858 892
	4	318 214	442 850	192 694	102 127	33 449 782	121 455 949	0	47 198 972
	5	352 014	444 096	178 820	122 549	35 943 480	111 224 894	129 309	47 541 866
Resultado Transitado	1	-522 984	0	-1 485 353	548 692	174 685	9 149 836	-3 241 659	3 156 465
	2	-635 612	-7 504	-1 460 712	532 656	11 557	10 966 373	-4 001 305	3 976 877
	3	-617 357	0	-1 439 722	528 847	377 634	7 887 986	-3 219 890	2 702 615
	4	-796 966	-350 444	-1 417 766	452 824	79 623	3 877 035	-3 041 039	1 863 518
	5	-759 489	-322 002	-1 389 450	456 542	-300 051	2 261 514	-2 833 010	1 519 106

Fonte: elaboração própria

Em todas as rubricas do balanço é visível uma diferença clara entre as empresas saudáveis e as empresas em dificuldade. Uma das rubricas que melhor espelha a referida diferença é o resultado transitado que, excetuando o ano 5, apresenta sempre valores médios positivos nas empresas saudáveis, ao contrário das empresas em dificuldades.

Quanto às rubricas da demonstração dos resultados e demonstração de fluxos de caixa presentes na Tabela 8, o cenário é semelhante ao analisado nas rubricas do balanço, ou seja, existe uma clara diferença entre as empresas saudáveis e as empresas em dificuldade. Relativamente à atividade operacional, visível em grande medida no volume de negócios e no fluxo de caixa das atividades operacionais, as empresas que apresentam dificuldades têm os seus valores muito reduzidos, quando comparados com as empresas saudáveis, e até negativos no caso dos fluxos de caixa. As rubricas resultado transitado, EBIT e resultado líquido são, na maioria dos anos, negativas nas empresas em dificuldade e largamente positivas nas empresas saudáveis. Estes valores convergem com o referido aquando da escolha das empresas que integrariam cada um dos grupos.

Tabela 8 - Análise geral de algumas rubricas das demonstrações de resultados e fluxos de caixa por tipo de empresa

Rubrica	Ano	Em dificuldade				Saudável			
		Média	Máximo	Mínimo	Desvio-Padrão	Média	Máximo	Mínimo	Desvio-Padrão
EBIT	1	-46 331	-2 842	-182 678	68 473	2 778 956	21 875 243	-439 609	6 243 497
	2	-12 484	-2 106	-21 208	7 840	2 177 046	11 490 888	-650 198	4 198 109
	3	-15 321	-7 409	-25 752	7 261	412 877	5 410 058	-3 961 736	2 278 091
	4	-21 806	-10 361	-36 421	10 872	1 439 961	6 196 322	-817 809	2 666 837
	5	-32 557	-17 846	-56 342	16 975	410 411	1 771 187	-334 226	798 745
Vendas + Prestações de Serviços	1	137 158	683 870	0	273 356	20 559 382	112 896 387	0	36 122 403
	2	1 068	2 439	0	895	20 832 507	104 396 776	0	34 556 352
	3	1 917	5 282	0	2 173	7 384 064	37 166 339	0	13 785 711
	4	575	1 018	0	426	9 066 689	31 902 011	0	14 009 967
	5	1 499	4 325	0	2 000	8 040 286	24 281 159	0	11 303 167
Resultado Líquido	1	-54 037	-4 855	-199 558	73 071	1 767 165	15 352 926	-650 725	4 423 389
	2	-18 118	-3 743	-24 641	8 456	897 437	6 879 125	-1 488 749	2 325 372
	3	-18 255	-7 504	-22 460	6 230	-346 974	2 891 926	-4 001 305	1 773 955
	4	-26 177	-21 956	-34 094	5 602	435 378	3 873 651	-927 489	1 461 979
	5	-37 477	-28 316	-55 673	12 867	434 146	1 889 444	-355 913	849 496
Fluxos de caixa das atividades operacionais	1	-14 513	-3 344	-43 159	15 035	4 269 941	23 947 256	-349 931	7 004 647
	2	-10 673	-1 716	-28 252	10 326	3 031 799	14 702 977	-186 093	5 090 804
	3	-14 059	-6 206	-28 038	8 666	1 792 464	9 059 290	-802 494	3 626 831
	4	-18 659	-8 541	-34 126	11 109	3 474 147	12 649 578	-266 383	5 635 831
	5	-36 057	-3 920	-85 085	35 222	3 756 936	11 983 863	-264 363	5 469 621

Fonte: elaboração própria

A discrepância nas receitas também é visível quando analisados os rácios dos modelos. O rácio X_5 é o que maior dependência tem das vendas e prestações de serviços ($X_5 = \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$) e, por esse motivo, em todos os anos em análise apresenta um valor médio mais elevado nas empresas saudáveis. Segundo Altman (1968), o rácio que parece particularmente apropriado para estudos relacionados com falências de empresas é o X_3 ($\frac{\text{EBIT}}{\text{Total Assets}}$), que na amostra em análise tende a ser superior nas empresas “saudáveis”.

Tabela 9 - Análise comparativa dos rácios do modelo por tipo de empresa

Ano	Parâmetro	Em dificuldade									Saudável								
		X1	X2	X3	X4	X5	TLTA	CLCA	NITA	FUTL	X1	X2	X3	X4	X5	TLTA	CLCA	NITA	FUTL
5	Desvio-Padrão	0,52	0,22	0,03	0,28	0,00	0,09	6,05	0,03	0,08	0,26	1,57	0,19	0,30	0,12	0,12	21,69	0,20	0,15
	Máximo	0,79	-0,83	-0,02	1,12	0,01	0,65	14,43	-0,03	-0,02	0,10	0,02	0,02	0,77	0,29	0,99	62,75	0,01	0,13
	Média	0,06	-1,08	-0,06	0,89	0,00	0,56	6,13	-0,07	-0,08	-0,31	-0,80	-0,10	0,26	0,12	0,84	15,16	-0,11	-0,04
	Mínimo	-0,40	-1,36	-0,08	0,50	0,00	0,43	0,20	-0,09	-0,19	-0,63	-4,29	-0,51	0,01	0,00	0,67	0,54	-0,54	-0,32
4	Desvio-Padrão	0,52	0,11	0,03	0,16	0,00	0,09	10,73	0,03	0,04	0,57	1,87	0,13	0,23	0,13	0,31	40,01	0,13	0,14
	Máximo	0,73	-1,18	-0,01	1,04	0,00	0,65	24,91	-0,02	-0,03	1,00	0,03	0,05	0,69	0,34	1,00	118,87	0,03	0,14
	Média	-0,01	-1,26	-0,05	0,92	0,00	0,57	9,95	-0,06	-0,06	-0,14	-0,77	-0,07	0,13	0,14	0,70	21,39	-0,09	-0,02
	Mínimo	-0,42	-1,41	-0,07	0,69	0,00	0,44	0,26	-0,08	-0,11	-0,99	-5,34	-0,35	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,37	-0,32
3	Desvio-Padrão	0,40	0,66	0,02	0,42	0,01	0,10	10,78	0,02	0,05	0,49	1,74	0,44	0,15	0,40	0,35	2,94	0,37	0,61
	Máximo	0,63	0,00	-0,01	1,76	0,01	0,66	26,10	-0,02	-0,03	0,70	0,07	1,05	0,51	1,36	1,72	8,41	0,77	1,00
	Média	-0,03	-1,11	-0,05	1,12	0,01	0,50	7,46	-0,06	-0,08	-0,18	-0,61	-0,03	0,11	0,27	0,91	2,89	-0,07	-0,08
	Mínimo	-0,44	-1,75	-0,07	0,61	0,00	0,38	0,35	-0,08	-0,15	-1,26	-5,83	-0,72	0,00	0,00	0,21	0,04	-0,73	-1,65
2	Desvio-Padrão	0,44	1,04	0,03	0,97	0,00	0,10	14,42	0,03	0,17	0,29	1,02	0,10	0,10	2,21	0,18	4,98	0,11	0,13
	Máximo	0,67	-0,09	-0,01	3,36	0,01	0,56	35,00	-0,02	-0,01	0,26	0,30	0,24	0,33	7,53	1,26	17,79	0,23	0,27
	Média	-0,09	-1,49	-0,05	1,81	0,00	0,42	10,07	-0,06	-0,14	-0,16	-0,38	0,05	0,05	0,96	0,85	3,38	0,03	0,03
	Mínimo	-0,47	-3,03	-0,09	0,93	0,00	0,29	0,30	-0,11	-0,43	-0,65	-3,36	-0,12	0,00	0,00	0,60	0,20	-0,16	-0,25
1	Desvio-Padrão	0,52	1,77	0,04	16,94	0,08	0,25	8,88	0,04	1,25	0,49	1,03	0,14	15,71	2,08	0,26	25,76	0,11	2,88
	Máximo	0,94	0,00	-0,01	43,30	0,21	0,78	23,78	-0,02	-0,01	0,98	0,11	0,46	54,71	7,38	0,99	90,70	0,33	0,84
	Média	-0,02	-1,62	-0,06	9,43	0,04	0,46	6,31	-0,07	-0,66	-0,20	-0,39	0,04	5,02	0,85	0,76	13,82	0,02	-0,73
	Mínimo	-0,49	-4,91	-0,13	0,02	0,00	0,04	0,04	-0,14	-3,16	-0,95	-3,61	-0,08	0,00	0,00	0,02	0,02	-0,12	-9,79

Fonte: elaboração própria

3.2. Análise de resultados

3.2.1. Construção dos modelos

Em vez de construir um modelo de raiz, adaptado à amostra, poder-se-ia ter aplicado a amostra a qualquer um dos modelos apresentados nesta dissertação. Contudo, o modelo não estaria adaptado à amostra utilizada. A adaptação necessária à amostra e ao momento que é realizado o estudo é suportada por diversos autores. Ohlson (1980) apresenta o exemplo do estudo de Altman (1968) em comparação com o de Altman (1974): o autor no primeiro estudo obteve apenas 5% de erro, enquanto que no segundo estudo (usando o mesmo modelo, mas com uma amostra distinta) obteve 18% de erro.

Neste estudo, uma vez que a variável dependente é binária, foi usado uma Regressão Logística Binária *Logit*, onde a probabilidade P_x de determinada empresa falir, com as variáveis apresentadas e o modelo descrito, é representada pela seguinte função logística:

$$\mu_x = P_x = \frac{1}{1+e^{-(y_i)}} , \text{ onde } y_i = \beta_0 + \beta_n X_n$$

β_0 : constante do modelo e ordenada na origem da reta de regressão;

β_n : parâmetros do modelo ou coeficientes de regressão;

X_n : variáveis independentes.

A partir da função logística apresentada, considerando as variáveis independentes expostas e P_x como a probabilidade de uma empresa estar em dificuldades, construiu-se o seguinte modelo:

$$P_x = \text{Dificuldade}_x = \frac{1}{1+e^{-(y_i)}} ,$$

onde:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 \text{TLTA} + \beta_7 \text{CLCA} + \beta_8 \text{NITA} + \beta_9 \text{FUTL}$$

Os dois modelos a construir chamar-se-ão “Dificuldade_{Turismo}” e “Dificuldade_{Grupo}”.

Tabela 10 - Output resumo do modelo inicial Dificuldade_{Turismo}

Variáveis independentes	Coefficientes (Betas)	Erro Padrão	z	p-value ¹
(Constante)	4,3842	2,4562	1,785	0,0743 .
X ₁	-1,4678	1,6174	-0,907	0,3642
X ₂	-2,2161	1,0938	-2,026	0,0428 *
X ₃	-11,6923	43,6658	-0,268	0,7889
X ₄	-0,1443	0,3953	-0,365	0,7151
X ₅	-16,8787	7,7229	-2,186	0,0288 *
TLTA	-5,9092	2,9487	-2,004	0,0451 *
CLCA	-0,1121	0,0827	-1,356	0,1752
NITA	28,4844	44,4448	0,641	0,5216
FUTL	-0,2919	2,2033	-0,132	0,8946

¹ ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 | AIC: 51,83

Fonte: *Software* RStudio

A base de dados foi inserida no *software* estatístico RStudio para encontrar o modelo que melhor se adapta, de forma a conseguir efetuar previsões quanto à falência das empresas da amostra. Conforme se pode observar na Tabela 10 e na Tabela 11, o número de variáveis estatisticamente significantes é muito reduzido e o índice AIC é elevado. Das 9 variáveis utilizadas, no modelo Dificuldade_{Turismo} apenas X₂, X₅ e TLCA apresentam uma significância de 5%, enquanto que no modelo Dificuldade_{Grupo} apenas X₂ apresenta igual significância, sendo que as variáveis X₅ e TLCA apresentam significância de 10%.

Tabela 11 - Output resumo do modelo inicial Dificuldade_{Grupo}

Variáveis independentes	Coefficientes (Betas)	Erro Padrão	z	p-value ¹
(Constante)	2,613039	2,069199	1,263	0,2067
X ₁	-1,117085	1,452512	-0,769	0,4419
X ₂	-1,686536	0,819235	-2,059	0,0395 *
X ₃	-25,401373	47,655873	-0,533	0,5940
X ₄	-0,007424	0,043502	-0,171	0,8645
X ₅	-21,651299	12,744540	-1,699	0,0893 .
TLTA	-4,866772	2,640126	-1,843	0,0653 .
CLCA	-0,050619	0,061345	-0,825	0,4093
NITA	27,206559	48,128195	0,565	0,5719
FUTL	0,207437	0,338726	0,612	0,5403

¹ ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 | AIC: 63,489

Fonte: *Software* RStudio

De forma a aperfeiçoar os modelos, melhorando a sua capacidade preditiva, aumentando as variáveis significantes e reduzindo o AIC, foi usada a função “*drop1*” no RStudio. O *software* realiza o teste da razão de verosimilhanças para todas as possibilidades e “propõe” a(s) variável(is) a retirar segundo o critério do menor índice

AIC. Essa função efetua o teste Chi-Quadrado de Pearson para aferir as variáveis que potenciam a significância do modelo e usa o *Akaike Information Criterion* (AIC) para identificar que variáveis retiradas provocam menor perda de informação para o modelo. Segundo Sakamoto *et al.* (1986), quando se comparam modelos ajustados segundo a razão da máxima verosimilhança para os mesmos dados, quanto menor o AIC melhor é o seu ajustamento à base de dados.

Tabela 12 - Output resumo do modelo final para as empresas de turismo

Variáveis independentes	Coefficientes (Betas)	Erro Padrão	z	p-value ¹
(Constante)	3,18232	2,26022	1,408	0,1591
X ₂	-1,06173	0,64769	-1,639	0,1012
X ₄	-0,10235	0,07481	-1,368	0,1713
X ₅	-17,37914	9,44625	-1,840	0,0658
TLTA	-5,56099	3,00708	-1,849	0,0644

¹ ‘.’ 0.1 | AIC: 45,721

Fonte: *Software* RStudio

A Tabela 12 apresenta o *output* resumo relativamente ao modelo final que inclui apenas empresas de turismo. Conclui-se que existe um efeito negativo e estatisticamente significativo dos rácios X₅ e TLTA. O índice AIC diminuiu do valor original de 51,83 para 45,721.

Tabela 13 - Output resumo do modelo final para todas as empresas do grupo

Variáveis independentes	Coefficientes (Betas)	Erro Padrão	z	p-value ¹
(Constante)	0,5501	0,8804	0,625	0,53207
X ₂	-1,8015	0,6419	-2,807	0,00501 **
X ₅	-26,0916	10,2719	-2,540	0,01108 *
TLTA	-2,7442	1,2962	-2,117	0,03425 *

¹ ‘***’ 0.01 ‘*’ 0.05 | AIC: 53,999

Fonte: *Software* RStudio

Quanto ao modelo que inclui todas as empresas do grupo, independentemente do seu setor de atividade, na Tabela 13 pode-se observar a existência de um efeito negativo e estatisticamente significativo de todos os rácios incluídos no modelo. O índice AIC diminuiu do valor original de 63,489 para 53,999.

De forma a validar os modelos foram efetuados testes no *software* RStudio, onde se concluiu:

- em ambos os modelos, no que inclui todas as empresas e no que apenas inclui as empresas de turismo, foi feito um teste “*Hosmer and Lemeshow goodness of fit test*” com a hipótese nula “ H_0 : o modelo ajusta-se adequadamente aos dados”. A hipótese não foi rejeitada no modelo que inclui apenas empresas de turismo, mas foi rejeitada no modelo que incluía todas as empresas do grupo. Este teste verifica se existe grande diferença entre os dados e o modelo: dada a heterogeneidade da amostra do modelo Dificuldade_{Grupo}, este resultado era expectável;
- as amostras foram submetidas ao Teste de ajustamento de Pearson (*goodness-of-fit*), onde se testou a hipótese do modelo se ajustar adequadamente aos dados. O *p-value* obtido no modelo “Turismo” foi de 0,9906404 e no modelo “Grupo” foi de 0,9927408. Estes resultados significam que o modelo tem um ajustamento de quase 100% aos dados da amostra;
- através da função “VIF” verificou-se a inexistência de multicolinearidade em ambos os modelos;
- foi também comprovada a presença de heterocedasticidade através dos gráficos “resíduos vs variável independente” e “resíduos vs valores preditos do modelo”, que não apresentaram um padrão.

3.2.2. Aplicação dos modelos

Alcançados os modelos que melhor se adaptam à amostra, impõe-se agora a aplicação de forma a testar a sua capacidade preditiva. Para efetuar esta avaliação foram inseridas as funções “*predict*”, “*table*” e “*print (table)*” no *software* RStudio e extraídas as “*confusion matrix*” (ou tabelas de classificação ou matrizes de previsão), onde pode ser observada a quantidade de acertos e de erros decorrentes da aplicação do modelo. Esta avaliação será efetuada para cada um dos modelos, em cada um dos cinco anos em análise, assim como para amostra global dos cinco anos. Esta forma de aferir a capacidade preditiva do modelo, através das tabelas de classificação, vai de encontro à técnica utilizada por diversos autores.

Tabela 14 - Tabela de Classificação com acertos e erros por tipo

GRUPO REAL	GRUPO PREVISTO	
	Não Dificuldade	Dificuldade
Não Dificuldade	A	E ₁
Dificuldade	E ₂	A

Fonte: elaboração própria

A estrutura da “*confusion matrix*” será apresentada conforme a Tabela 14, com o comparativo entre o grupo a que determinada empresa efetivamente pertence e aquele que foi previsto pelo modelo. Esta classificação origina os “acertos” quando o grupo real de uma empresa é o “Não Dificuldade” ou “Dificuldade” e o modelo efetivamente classifica essa empresa como tal. O Erro tipo I (E₁) quando determinada empresa é classificada pelo modelo como estando em “Dificuldade”, mas na realidade não se encontra nessa condição. O Erro tipo II (E₂) quando determinada empresa é classificada como pertencente ao grupo “Não Dificuldade”, mas encontrando-se em “Dificuldade”. Para um melhor entendimento da amostra e da avaliação efetuada será apresentado o comparativo das tabelas de classificação da amostra, que inclui apenas empresas de turismo e a amostra com a totalidade das empresas.

- (1) Um ano antes da “Dificuldade” (2017): esta amostra contém um total de 20 empresas, sendo 16 do setor do turismo.

Tabela 15 - Matriz de Precisão – 2017

GRUPO REAL	GRUPO PREVISTO			
	Amostra Grupo		Amostra Turismo	
	Não Dificuldade	Dificuldade	Não Dificuldade	Dificuldade
Não Dificuldade	12	2	11	0
Dificuldade	2	4	2	3

Fonte: *Software RStudio*

Tabela 16 - Matriz de Precisão – 2017 – tipo de erro

	AMOSTRA	ACERTOS	% DE ACERTOS	% DE ERROS	n
Erro tipo I	Grupo	12	85,71	14,29	14
	Turismo	11	100	0	11
Erro tipo II	Grupo	4	66,67	33,33	6
	Turismo	3	60	40	5
Total	Grupo	16	80	20	20
	Turismo	14	87,5	12,5	16

Fonte: Elaboração porópria

Na Tabela 15 e na Tabela 16 revela-se a inexistência de erros tipo I na amostra “turismo”, ou seja, nenhuma das empresas que não se encontra em dificuldade foi classificada como em dificuldade. Contudo, foi revelada uma percentagem elevada de erros tipo II, com diversas empresas em dificuldade a serem classificadas como não estando nesta condição.

- (2) Dois anos antes da “Dificuldade” (2016): esta amostra contém um total de 17 empresas, sendo 14 do setor do turismo.

Tabela 17 - Matriz de Precisão – 2016

GRUPO REAL	GRUPO PREVISTO			
	Amostra Grupo		Amostra Turismo	
	Não Dificuldade	Dificuldade	Não Dificuldade	Dificuldade
Não Dificuldade	12	0	10	0
Dificuldade	1	4	0	4

Fonte: *Software RStudio*

Tabela 18 - Matriz de Precisão – 2016 – tipo de erro

	AMOSTRA	ACERTOS	% DE ACERTOS	% DE ERROS	n
Erro tipo I	Grupo	12	100	0	12
	Turismo	10	100	0	10
Erro tipo II	Grupo	4	80	20	5
	Turismo	4	100	0	4
Total	Grupo	15	94,12	5,88	17
	Turismo	14	100	0	14

Fonte: Elaboração própria

Tal como ocorreu no ano 2017, também em 2016 se destaca a inexistência de erros tipo I, sendo que em 2016 isso acontece em ambas as amostras. Além disso, os erros tipo II descem abruptamente em relação a 2017.

- (3) Três anos antes da “Dificuldade” (2015): esta amostra contém um total de 16 empresas, sendo 14 do setor do turismo.

Tabela 19 - Matriz de Precisão – 2015

GRUPO REAL	GRUPO PREVISTO			
	Amostra Grupo		Amostra Turismo	
	Não Dificuldade	Dificuldade	Não Dificuldade	Dificuldade
Não Dificuldade	12	0	10	0
Dificuldade	1	3	1	3

Fonte: *Software* RStudio

Tabela 20 - Matriz de Precisão – 2015 – tipo de erro

	AMOSTRA	ACERTOS	% DE ACERTOS	% DE ERROS	n
Erro tipo I	Grupo	12	100	0	12
	Turismo	10	100	0	10
Erro tipo II	Grupo	3	75	25	4
	Turismo	3	75	25	4
Total	Grupo	15	93,75	6,25	16
	Turismo	13	92,86	7,14	14

Fonte: Elaboração porópria

Destaca-se, novamente, a inexistência de erros tipo I e uma percentagem elevada de erros tipo II, superior a 2016.

- (4) Quatro anos antes da “Dificuldade” (2014): esta amostra contém um total de 12 empresas, sendo 10 do setor do turismo.

Tabela 21 - Matriz de Precisão – 2014

GRUPO REAL	GRUPO PREVISTO			
	Amostra Grupo		Amostra Turismo	
	Não Dificuldade	Dificuldade	Não Dificuldade	Dificuldade
Não Dificuldade	8	1	6	1
Dificuldade	0	3	0	3

Fonte: *Software* RStudio

Tabela 22 - Matriz de Precisão – 2014 – tipo de erro

	AMOSTRA	ACERTOS	% DE ACERTOS	% DE ERROS	n
Erro tipo I	Grupo	8	88,89	11,11	9
	Turismo	6	85,71	14,29	7
Erro tipo II	Grupo	3	100	0	3
	Turismo	3	100	0	3
Total	Grupo	11	91,67	8,33	12
	Turismo	9	90	10	10

Fonte: Elaboração própria

Em 2014 não existem erros tipo II em ambos os grupos, manifestando-se pela primeira vez na amostra “grupo”.

- (5) Cinco anos antes da “Dificuldade” (2013): esta amostra contém um total de 11 empresas, sendo 9 do setor do turismo.

Tabela 23 - Matriz de Precisão – 2013

GRUPO REAL	GRUPO PREVISTO			
	Amostra Grupo		Amostra Turismo	
	Não Dificuldade	Dificuldade	Não Dificuldade	Dificuldade
Não Dificuldade	8	0	6	0
Dificuldade	0	3	0	3

Fonte: *Software* RStudio

Tabela 24 - Matriz de Precisão – 2013 – tipo de erro

	AMOSTRA	ACERTOS	% DE ACERTOS	% DE ERROS	n
Erro tipo I	Grupo	8	100	0	8
	Turismo	6	100	0	6
Erro tipo II	Grupo	3	100	0	3
	Turismo	3	100	0	3
Total	Grupo	11	100	0	11
	Turismo	9	100	0	9

Fonte: Elaboração própria

O ano de 2013 constitui o que apresenta a amostra de menor dimensão e aquele em que se obtém eficácia de 100% nas duas amostras.

- (6) Amostra global dos 5 anos em análise: esta amostra contém 76 empresas, sendo 63 do setor do turismo.

Tabela 25 - Matriz de Precisão – Global

GRUPO REAL	GRUPO PREVISTO			
	Amostra Grupo		Amostra Turismo	
	Não Dificuldade	Dificuldade	Não Dificuldade	Dificuldade
Não Dificuldade	52	3	43	1
Dificuldade	4	17	3	16

Fonte: *Software* RStudio

Tabela 26 - Matriz de Precisão – Global – tipo de erro

	AMOSTRA	ACERTOS	% DE ACERTOS	% DE ERROS	n
Erro tipo I	Grupo	52	94,55	5,45	55
	Turismo	43	97,73	2,27	44
Erro tipo II	Grupo	17	80,95	19,05	21
	Turismo	16	84,21	15,79	19
Total	Grupo	69	90,79	9,21	76
	Turismo	59	93,65	6,35	63

Fonte: Elaboração própria

Com o teste efetuado à totalidade das empresas destaca-se a maior eficácia da amostra “turismo”, em relação à amostra “grupo”.

Globalmente, conforme observado na Tabela 27, houve um decréscimo da eficácia do modelo à medida que se afasta do ano de “Dificuldade”, com exceção do primeiro e do último ano anteriores. A inversão da tendência no quinto ano antes da “Dificuldade” (em 2013) pode estar relacionada com a menor dimensão da amostra e, conseqüentemente, serem mais facilmente identificáveis as empresas em dificuldade. Os resultados apurados no ano anterior à “Dificuldade” podem derivar da grande percentagem de empresas novas, ainda em fase de investimento e/ou ainda sem receitas.

Tabela 27 - Visão geral da eficácia da aplicação do modelo em ambas as amostras

ANO	GRUPO		TURISMO	
	% DE ACERTOS	n	% DE ACERTOS	n
2017	80	20	87,5	16
2016	94,12	17	100	14
2015	93,75	16	92,86	14
2014	91,67	12	90	10
2013	100	11	100	9
Global	90,79	76	93,65	63

Fonte: Elaboração própria

Quanto ao tipo de erro, houve maior ocorrência de erros de tipo II do que erros tipo I, ou seja, maior predominância de erros ao classificar uma empresa “não saudável” como sendo “saudável”. Segundo Coats e Fant (1993), este constitui o erro que pode originar maiores dificuldades para os investidores. Quando num ambiente com várias empresas “saudáveis” se classifica uma empresa “saudável” como “não saudável”, sobram várias empresas onde investir; mas no caso contrário, quando se investe numa empresa, confiando no modelo que a classifica como “saudável”, podem surgir custos elevados. Contudo, uma vez que se trata de empresas não falidas (mas que apenas

apresentam “dificuldades” financeiras) era de esperar que algumas dessas empresas pudessem ser confundidas com empresas “saudáveis”.

Tabela 28 - Comparação de outros modelos com os modelos criados

Modelos	Percentagem de acertos				
	1 Ano antes	2 Anos antes	3 Anos antes	4 Anos antes	5 Anos antes
Beaver (1966)	87	79	77	76	78
Altman (1968)	95	72	48	29	36
Altman, Haldeman e Narayanan (1977)	96,2	84,9	74,5	68,1	69,8
Ohlson (1980) ⁷	96,12	95,55	-	-	-
Coats e Fant (1993)	95	92,9	86,2	81,9	-
Dissertação - Grupo	80	94,12	93,75	91,67	100
Dissertação - Turismo	87,5	100	92,86	90	100

Fonte: Elaboração própria

Finalmente, apresenta-se a comparação dos resultados alcançados pelos modelos usados nesta dissertação com os resultados divulgados por outros autores. Considerando a Tabela 28, parece existir uma tendência para os modelos perderem eficácia à medida que se afastam do ano da falência. A parcial divergência desse comportamento nesta dissertação pode ser explicada pelas razões anteriormente apontadas. Ainda assim, para os modelos poderem ser comparáveis devem ser testados em amostras semelhantes e com variáveis semelhantes, tal como como defende Ohlson (1980).

⁷ Faz a previsão apenas até dois anos antes da falência

4. CONCLUSÃO

Com o incremento da competitividade empresarial e da complexidade dos seus modelos de negócio é essencial aperfeiçoar a interpretação das demonstrações financeiras e o processo de orçamentação. As projeções financeiras regularmente efetuadas definem os objetivos e as metas empresariais para um determinado período temporal. Nesse contexto, os modelos de previsão de falências podem assumir importância relevante, para atuar de forma a serem evitadas dificuldades financeiras ou potencializar o crescimento das empresas.

Como ponto de partida do estudo empírico desta dissertação foram considerados os modelos e os rácios propostos por diversos autores. Considerando a necessidade de adaptar o modelo à amostra, na busca de melhores resultados na previsão, promoveu-se uma adaptação, retirando alguns dos rácios propostos inicialmente. O grupo Mystic Invest, cujas demonstrações financeiras estiveram na base do estudo empírico, incorpora empresas do setor turístico, para além de outros, como por exemplo, o imobiliário. Por este motivo, optou-se pela criação de dois modelos: um que incluía apenas as empresas do setor do turismo e outro com todas as empresas, independentemente do setor de atividade. Este grupo não integra empresas falidas, mas integra empresas que têm vindo a apresentar dificuldades financeiras ao longo dos anos. Por isso, não foi estudada a falência, mas as “dificuldades”: em vez de se classificar determinada empresa como falida, foi classificada como “em dificuldades”.

Recorrendo ao *software* RStudio foram executados diversos testes para a construção dos modelos lineares generalizados com a função *Logit*, enquanto que através da funcionalidade “*drop1*” foi retirada uma variável independente de cada vez e avaliada a perda de informação relevante do modelo com o índice AIC. No final, selecionou-se o modelo com maior número de variáveis estatisticamente significantes e um menor índice AIC. Os modelos foram denominados como “Grupo”, no caso daquele que incluía todas as empresas, e “Turismo”, no caso daquele que incluía apenas as empresas do setor do turismo. No modelo “Grupo” os testes apontaram para a exclusão dos rácios X_1 , X_3 , X_4 , CLCA, NITA e FUTL e no modelo “Turismo” foram retirados os rácios X_1 , X_3 , CLCA, NITA e FUTL. Os modelos alcançados foram os seguintes:

$$\text{Dificuldade}_{\text{Turismo}} = 3,18232 - 1,06173X_2 - 0,10235X_4 - 17,37914X_5 - 5,56099TLTA$$

$$\text{Dificuldade}_{\text{Grupo}} = 0,5501 - 1,8015X_2 - 26,0916X_5 - 2,7442TLTA$$

Com os modelos criados, em cada um dos anos, conseguiu-se uma eficácia na previsão das dificuldades financeiras das empresas não inferior a 80%, sendo que, globalmente, os modelos “Grupo” e “Turismo” tiveram uma eficácia média de 90,79% e 93,65%, respetivamente. Quanto aos tipos de erro foi considerado tipo I quando uma empresa que não apresentava dificuldades financeiras era classificada como estando em “dificuldade” e tipo II quando uma empresa que estava com “saúde” financeira questionável era classificada como não estando em “dificuldade”. Verificou-se menor percentagem de erros tipo I, em ambas as amostras, inferior a 6%. O cenário não foi tão encorajador no erro tipo II, com as amostras “Grupo” e “Turismo” a registarem percentagens de 19,05% e de 15,79%, respetivamente.

Segundo Coats e Fant (1993), o erro tipo II é mais arriscado para os investidores. Quando numa amostra de várias empresas “saudáveis” uma é identificada como inviável, o risco não acarreta um custo elevado; no entanto, se num grupo de empresas “em dificuldade” uma é classificada viável, o investidor pode despende quantidades elevadas de dinheiro num negócio que depois venha a revelar-se um fracasso.

Os resultados alcançados no estudo empírico são convergentes com os dos autores estudados. Altman (1968), recorrendo ao modelo de previsão de falências, obteve eficácia acima de 90%. Ohlson (1980), usando no modelo a função *Logit*, obteve uma percentagem de acertos na previsão de falências superior a 90%.

Uma das limitações do estudo efetuado esteve nas características particulares da amostra utilizada. Esta amostra continha várias empresas em fase de investimento, com receitas reduzidas ou nulas e com endividamento elevado. Isto pode tender a classificá-las como “em dificuldades”. Outra limitação é o tamanho reduzido da amostra. Esta circunstância, apesar de conhecida à partida, é uma consequência de, ao contrário de outros artigos que estudaram empresas sem qualquer relação, se ter estudado um grupo empresarial.

Considerando que as empresas da amostra utilizada pertencem ao setor do turismo, seria interessante – existindo disponibilidade das demonstrações financeiras trimestrais – atestar as dificuldades deste tipo de organizações quanto à sazonalidade da sua atividade. Atendendo à dinâmica do setor em Portugal, seria igualmente interessante

perceber se os efeitos da sazonalidade têm visto a ser minimizados ou anulados com o crescimento da atividade.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction Of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 589-609.
- Altman, E. I. (1983). *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy*. New York: John Wiley & Finance Inc.
- Altman, E. I. (2000). Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta® Models. *Stern School of Business (New York University)*, 9-12.
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy* (3^a ed.). New Jersey: John Wiley & Sons.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETA Analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 29-54.
- Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking and Finance*, 18, 505-529.
- Alves, M. T., Mata, C. M., & Nunes, S. C. (Julho-Setembro de 2015). O papel da demonstração dos fluxos de caixa na previsão da falência: o caso do banco privado português. *Revista Universo Contábil*, pp. 190-210.
- Baztczak, N., & Casey, C. (1985). Using operating cash-flow data to predict financial distress. *Journal of Accounting Research*, vol. 23(1), 384-401.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as Predictors of failure. *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, 71-111.
- Bellovary, J. L., Giacominio, D. E., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 1-42.
- Bureau of Business Research. (1930). A Test Analysis of Unsuccessful Industrial Companies. *Bulletin No. 31*. Urbana: University of Illinois Press.
- Chen, K., & Shimerda, T. (1981). An empirical analysis of useful financial ratios. *Financial Management* 10, 51-60.
- Coats, P. K., & Fant, L. F. (Autumn de 1993). Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. *Financial Management*, 22, pp. 142-155.

- Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas. (2012). *Decreto-Lei n.º 53/2004 de 18 de março*. Obtido em 17 de Setembro de 2018, de http://www.pgdlisboa.pt/leis/lei_mostra_articulado.php?nid=85&tabela=leis
- Cox, D. R. (1972). Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical, Series B, (34)*, 187-220.
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research, Vol. 10, No. 1 (Spring, 1972)*, 167-179.
- Direção-Geral da Política de Justiça. (12 de junho de 2012). *DGPJ: Conceitos para fins estatísticos da área da justiça*. Obtido em 15 de Setembro de 2018, de Direção-Geral da Política de Justiça: http://www.dgpj.mj.pt/sections/siej_pt/metainformacao2925/anexos/conceitos-estatisticos/conceitos-para-fins/conceitos-para-fins/?letter=f
- Diretiva 2013/34/UE de 26 de junho. (2013). *Jornal Oficial da União Europeia - L 182/19. Parlamento Europeu e do Conselho da União Europeia*. Bruxelas.
- Faraway, J. J. (2005). *Extending the Linear Model with R: Generalized Linear, Mixed Effects and Nonparametric Regression Models*. Florida: Chapman and Hall/CRC
- Gissel, J. L., Giacomino, D., & Akers, M. D. (1 de Janeiro de 2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present. *Journal of Financial Education, Volume 33*, pp. 1-42.
- Henderson, Bruce. (Janeiro de 1970). *The Product Portfolio*. Obtido em 25 de Agosto de 2018, de Boston Consulting Group (BCG) web site: <https://www.bcg.com/publications/1970/strategy-the-product-portfolio.aspx>
- Hoetker, G. (2007). The use of Logit and Probit models in strategic management research critical issues. *Strategic Management Journal, 28*, 331-343.
- Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2018). *Estatísticas do Turismo 2017*. Lisboa: Instituto Nacional de Estatística, I. P.
- Instituto Nacional de Estatística, I.P. (2018). *Portal do Instituto Nacional de Estatística*. Obtido de Instituto Nacional de Estatística: https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_indicadores&indOcorrCod=0008067&xlang=pt&contexto=bd&selTab=tab2
- Kiang, M., & Tam, K. (1992). Managerial Applications of neural networks: The case of bank failure predictions. *Management science, 38, n° 7*.

- Lillis, D. (n. d.). *Generalized Linear Models in R, Part 2: Understanding Model Fit in Logistic Regression Output*. Obtido de The Analysis Factor: <https://www.theanalysisfactor.com/r-glm-model-fit/>
- Long, J. S. (1997). *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications Inc.
- McCulloch, W., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, pp. 115-133.
- Merwin, C. L. (1942). *Financing Small Corporations*. New York: National bureau of economic research.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios And The Probabilistic Prediction Of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, vol. 18, 109-131.
- Pereira, J. M., Domínguez, M. Á., & Ocejó, J. L. (2007). Modelos de Previsão do Fracasso Empresarial: Aspectos a considerar. *Revista de Estudos Politécnicos*, 111-148.
- Pinches, G., Eubank, A., Mingo, K., & Caruthers, J. (1975). The hierarchical classification of financial ratios. *Journal of Business Research* 3, 295-310.
- Platt, H. D. (1999). *Why Companies Fail: Strategies for Detecting, Avoiding, and Profiting*. Washington D.C.: Beard Books.
- Sakamoto, Y., M. Ishiguro, & Kitagawa, G. (1986). *Akaike Information Criterion Statistics*. D. Reidel Publishing Company.
- Sousa, J., & Oliveira, I. (Janeiro-Março de 2014). As variáveis de previsão da falência nas empresas portuguesas de vestuário, couro e produtos de couro. *Revista Portuguesa e Brasileira de Gestão*, pp. 62-73.
- Thomsen, B. (2010). *23 Reasons why Businesses Fail and what you can do about it*. Mumbai: Jaico Publishing House.
- U.S. Securities and Exchange Commission. (26 de Junho de 2009). *Form 10-K*. Obtido em 6 de Setembro de 2018, de U.S. Securities and Exchange Commission (SEC) web site: <https://www.sec.gov/fast-answers/answers-form10khtm.html>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82.