

---

Modelos de Previsão de Falência Empresarial: Análise Crítica do Z-score de Altman

**Pedro Manuel Pires Álvares**

---

Dissertação  
Mestrado em Economia

---

Orientado por  
**Prof. Doutor Carlos Francisco Ferreira Alves**

---

2019

# Agradecimentos

Em especial, ao meu Orientador, Prof. Doutor Carlos Francisco Ferreira Alves, pela disponibilidade, compreensão e paciência. O meu sentimento de gratidão e reconhecimento perdurará *ad aeternum*.

Aos meus pais e irmão.

À Cláudia.

Aos meus amigos.

# Resumo

Esta dissertação tem por objetivo fazer uma análise crítica ao z-score de Altman. Essa análise é motivada pela elevada popularidade que o modelo ainda tem enquanto ferramenta de previsão de falência de empresas. A análise engloba a verificação da sua aplicabilidade a dados recentes, deteção de falhas associadas à metodologia adotada e/ou à seleção de variáveis e reestruturação do modelo com vista a aumentar a taxa de acerto na previsão de falências.

Numa primeira fase, procedeu-se a uma análise à capacidade preditiva do z-score com os dados de empresas atuais, comparando o z-score de um conjunto de empresas com o respetivo *cut-off point*. Numa segunda fase, reestimou-se o modelo de Altman (1983a), com os dados de empresas atuais, na perspetiva de obter uma estimativa do modelo atualizada. E numa terceira fase procedeu-se a uma regressão *logit*, a qual utiliza o z-score como variável explicativa, acrescida de um conjunto outras variáveis que incorporam informação adicional àquela que é utilizada na metodologia do z-score.

Verificou-se que o z-score perdeu capacidade preditiva quando aplicado a empresas atuais. A análise discriminante revelou-se menos eficaz do que a regressão logística. Esta última, considerou, além de grande parte das variáveis utilizadas no z-score, outras, o que leva a concluir que para prever na atualidade a falência de empresas é necessário considerar fatores que seriam irrelevantes há alguns anos.

Tais resultados implicam que o z-score de Altman (1983a), apesar de ainda demonstrar capacidade preditiva, deve ser utilizado de forma cautelosa e ponderada porque, como verificado, existem fatores que tornaram o z-score menos fiável no tempo.

O contributo deste trabalho decorre de evidenciar que prever a sobrevivência de uma empresa exige na atualidade mais informação do que há 40 anos.

**Códigos JEL:** M41, G33, G17, C52

**Palavras-chave:** Previsão de falência, Regressão logística, *Logit*, Z-score, Rácios financeiros

# Abstract

The purpose of this dissertation is to develop a critical analysis to Altman's z-score. Such analysis is motivated by the popularity of this model that predicts the bankruptcy of firms. The analysis includes the verification of the applicability to recent data, detection of leaks related to methodology adopted and/or variable selection and a remake of the model targeting better error rate when predicting the failure of firms.

The analysis occurs in three steps. First, an analysis to the predictive power of z-score with recent data was implemented by comparing the "verified" and "predicted" of z-score's output. Second, the model initially developed by Altman (1983a) was remade from scratch utilizing only recent data to get updated coefficients. Third a logistic regression was conducted utilizing z-score as an independent variable plus a selection of other variables in order to add more information to the model.

The results proved that z-score reduces its predictive power when applied to data of recent firms. Discriminant analysis showed to be inefficient when compared with logit regression. The latter considered, beyond most of z-score's variables, a set of other additional variables that revealed important to assess the failure risk. This fact led us to the conclusion that nowadays it is needed to take into account factors for the probability of bankruptcy that were useless some years ago.

Such results tell us that, although z-score evidence some predictive power, it should be applied carefully and in a very conservative way, because it showed to be less reliable with time.

The great contribute of this work is the evidence that to predict a bankruptcy nowadays more information is needed than it was 40 years ago.

**JEL codes:** M41, G33, G17, C52

**Keywords:** Bankruptcy prediction, Logistic regression, *Logit*, Z-score, Financial ratios

# Índice

|                                                                                                     |          |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------|----------|
| Agradecimentos.....                                                                                 | i        |
| Resumo.....                                                                                         | ii       |
| Abstract.....                                                                                       | iii      |
| Índice.....                                                                                         | iv       |
| Índice de Figuras.....                                                                              | vi       |
| Índice de Tabelas .....                                                                             | vi       |
| Lista de Abreviaturas.....                                                                          | vii      |
| <b>1 - Introdução .....</b>                                                                         | <b>1</b> |
| <b>2 - Sobre Falência de Empresas em Geral.....</b>                                                 | <b>3</b> |
| 2.1 - <i>Definição de falência</i> .....                                                            | 3        |
| 2.2 - <i>Falência de empresas no contexto Europeu</i> .....                                         | 5        |
| <b>3 - Métodos de previsão de falência de empresas .....</b>                                        | <b>7</b> |
| 3.1 - <i>Modelos de previsão univariados</i> .....                                                  | 8        |
| 3.1.1 - Modelo de William Beaver (1966).....                                                        | 8        |
| 3.2 - <i>Modelos de previsão multivariados</i> .....                                                | 10       |
| 3.2.1 - Modelo de Edward Altman (1968) .....                                                        | 10       |
| 3.2.2 - Modelo de Edward Altman para empresas não cotadas (1983a).....                              | 17       |
| 3.2.3 - Modelo de Deakin (1972).....                                                                | 18       |
| 3.3 - <i>Modelos discriminantes ou modelos de probabilidade condicionada</i> .....                  | 18       |
| 3.3.1 - Modelo de James Ohlson (1980).....                                                          | 18       |
| 3.3.2 - Modelo de Mensah (1984).....                                                                | 22       |
| 3.3.3 - Modelo de Zmijewski (1984) .....                                                            | 23       |
| 3.3.4 - Modelo de Edward Altman e Sobato (2007).....                                                | 23       |
| 3.4 - <i>Modelos que utilizam variáveis macroeconómicas</i> .....                                   | 24       |
| 3.5 - <i>Formulação de Hipóteses</i> .....                                                          | 25       |
| 3.5.1 - H1: A capacidade de acerto do z-score de Altman (1983a) diminui.....                        | 25       |
| 3.5.2 - H2: Os coeficientes estimados por Altman (1983a) maximizam a taxa de acerto do Z-score..... | 26       |

|                                                                                                                                    |           |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.5.3 - H3: As variáveis eleitas por Altman (1983a), per si, não esgotam toda a informação disponível para prever a falência. .... | 26        |
| <b>4 - Metodologia e Dados.....</b>                                                                                                | <b>27</b> |
| 4.1 - <i>Descrição dos Dados</i> .....                                                                                             | 28        |
| 4.2 - <i>Seleção de Variáveis</i> .....                                                                                            | 31        |
| 4.2.1 - Variável Dependente.....                                                                                                   | 32        |
| 4.2.2 - Variáveis Independentes.....                                                                                               | 32        |
| 4.3 - <i>Descrição da metodologia adotada</i> .....                                                                                | 34        |
| 4.3.1 - Análise discriminante multivariada.....                                                                                    | 34        |
| 4.3.2 - Modelo Logit.....                                                                                                          | 35        |
| <b>5 - Resultados.....</b>                                                                                                         | <b>36</b> |
| 5.1 - <i>Resultados do z-score de Altman (1983a) original aplicado a empresas recentes</i> .....                                   | 36        |
| 5.2 - <i>Resultados da re-estimação do modelo de Altman (1983a) com dados de empresas recentes (2014-2017)</i> .....               | 37        |
| 5.3 - <i>Resultados da regressão logística</i> .....                                                                               | 41        |
| <b>6 - Conclusão .....</b>                                                                                                         | <b>47</b> |
| <b>7 - Apêndices.....</b>                                                                                                          | <b>49</b> |
| <b>8 - Referências Bibliográficas .....</b>                                                                                        | <b>50</b> |
| <b>9 - Webgrafia.....</b>                                                                                                          | <b>56</b> |
| <b>10 - Anexos.....</b>                                                                                                            | <b>57</b> |

## Índice de Figuras

|                                                                   |    |
|-------------------------------------------------------------------|----|
| <i>Figura 1 – Diagrama das classificações obtidas em L2</i> ..... | 43 |
|-------------------------------------------------------------------|----|

## Índice de Tabelas

|                                                                                                                          |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <i>Tabela 3.1 - Resultados das Previsões do modelo de Ohlson (1980)</i> .....                                            | 21 |
| <i>Tabela 4.1 - Descrição da Amostra - Frequência de empresas por país</i> .....                                         | 30 |
| <i>Tabela 4.2 - Descrição da Amostra - Número de empresas por Ano</i> .....                                              | 30 |
| <i>Tabela 4.3 - Descrição da Amostra - Representatividade</i> .....                                                      | 31 |
| <i>Tabela 5.1 - Resultados das classificações do z-score aplicado a empresas recentes</i><br>.....                       | 36 |
| <i>Tabela 5.2 - Teste F por variável</i> .....                                                                           | 37 |
| <i>Tabela 5.3 - Coeficientes de funções discriminantes canônicas padronizados e</i><br><i>Matriz de Estruturas</i> ..... | 38 |
| <i>Tabela 5.4 - Resultados das classificações do novo z-score aplicado a empresas</i><br><i>recentes</i> .....           | 39 |
| <i>Tabela 5.5 - Tabela Resumo das Estimativas de L1 e L2</i> .....                                                       | 42 |
| <i>Tabela 5.6 - Tabela resumo das classificações obtidas</i> .....                                                       | 43 |
| <i>Tabela 5.7 - Significância estatística das diferenças entre taxas de acerto (p-value)</i> 44                          |    |
| <i>Tabela 7.1 - Variáveis no modelo logit 1 (L1)</i> .....                                                               | 49 |
| <i>Tabela 7.2 - Variáveis no modelo logit 2 (L2)</i> .....                                                               | 49 |
| <i>Tabela 7.3 - Tabela de classificações L1 e L2</i> .....                                                               | 49 |
| <i>Tabela 8.1 - Secção C, NACE Rev. 2</i> .....                                                                          | 57 |
| <i>Tabela 8.2 - Lista de Variáveis selecionadas e respetiva eliminação</i> .....                                         | 58 |
| <i>Tabela 8.3 - Matriz de correlação entre as variáveis</i> .....                                                        | 59 |
| <i>Tabela 8.4 - Teste de igualdade de médias de grupo</i> .....                                                          | 59 |

# Lista de Abreviaturas

**AFT** – Ativos fixos tangíveis

**BSSP** – Backwards stepwise selection procedure (Método de retro-eliminação)

**CP** – Curto prazo

**EBIT** – Earnings Before Interest and Taxes (Resultado antes de juros e impostos)

**EBITDA** – Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization (Resultado antes de juros, impostos, depreciações e amortizações)

**EUA** – Estados Unidos da América

**FM** – Fundo de Maneio

**GIIPS** – Grécia, Itália, Irlanda, Portugal e Espanha

**LOG** - Logaritmo

**LP** – Longo Prazo

**MDA** – Multivariate Discriminant Analysis (Análise discriminante multivariada)

**NACE** - Nomenclature Générale des Activités Économiques dans les Communautés Européennes (Nomenclatura das atividades económicas das comunidades Europeias)

**OLS** – Ordinary Least Squares (Método dos mínimos quadrados)

**PIB** – Produto Interno Bruto

**PMR** – Prazo Médio de Recebimento

**PME** – Pequenas e Médias Empresas

**PNB** – Produto Nacional Bruto

**RAI** – Resultado Antes de Imposto

**RL** – Resultado Líquido

**ROA** – Return On Assets (Resultado líquido sobre Ativo total)

**UE** – União Europeia

# 1 - Introdução

A temática da previsão da falência de empresas não é recente, e já diversos autores propuseram modelos para esse efeito. Beaver (1966) desenvolveu um método com vista a permitir perceber o quão próxima dada empresa se encontrava de falir com base nos seus dados financeiros. Na prática este método revelou-se ineficaz. Altman (1968), introduz a ideia da análise discriminante multivariada associada aos modelos de previsão de falência apresentando com principal vantagem o facto de poder incorporar diversas variáveis simultaneamente na sua equação. Mais tarde, Ohlson (1980) propõe uma nova metodologia, mais prática, com menos pressupostos e mais fácil de interpretar utilizando o *logit* como ferramenta de cálculo da probabilidade de falência das empresas. Altman (1983a), subsequentemente, desenvolve um modelo análogo ao seu original para empresas não cotadas. Apesar de passados muitos anos do desenvolvimento do modelo de Altman (1983a) este é, ainda hoje, bastante popular entre as ferramentas usadas para a determinação da probabilidade de falência de empresas.

Por o z-score (modelo de Altman (1983a)) ainda ser muito utilizado, é que este trabalho ganha o seu propósito. O seu objetivo é fazer uma análise crítica ao modelo de Altman (1983a). Posto isto, pretende-se averiguar se o z-score inicialmente proposto por Altman (1983a) é ainda uma ferramenta fiável nos dias de hoje para a previsão de falências. Mais concretamente, pretende-se verificar se as variáveis selecionadas e os coeficientes estimados por Altman (1983a) maximizam a taxa de acerto nas previsões que fazem. Se a eficácia do z-score for posta em causa, pela diminuição da taxa de acerto quando aplicado a empresas recentes, o próximo passo é tentar decifrar a razão desse decréscimo. Ou seja, encontrar os coeficientes ou as variáveis que estejam na origem da diminuição da taxa de acerto face ao modelo original. Depois de identificado o motivo pelo qual o z-score de Altman (1983a) perde capacidade preditiva a intenção é desenvolver um modelo atualizado tanto ao nível da sua forma como do seu conteúdo e verificar de que forma os coeficientes e as variáveis se alteram.

Este trabalho dá um contributo relevante para a literatura no sentido em que mostra que há informação adicional além da contemplada na metodologia de Altman (1983a) que é relevante para a previsão de falências.

Em termos metodológicos, serão utilizados dados de empresas pertencentes a países da União Europeia, do setor do fabrico e com mais de 1 milhão de euros em Ativo. Os dados

foram recolhidos do AMADEUS – *Bureau Van Dijk* e do Eurostat e englobam contas de empresas compreendidas entre 2014 e 2017. No total a amostra é composta por 225 empresas falidas e 225 não falidas. A ideia é a obtenção de uma amostra que contemple, por um lado apenas indústrias e com um volume de ativos considerável para ser análoga à amostra original de Altman (1983a), mas por outro, empresas recentes para servir de base de comparação com amostra do autor.

No que toca à metodologia utilizada, a presente dissertação recorre a métodos econométricos, nomeadamente à análise discriminante e regressões logísticas (*logit*) sendo que esta última utiliza o *Backwards stepwise selection procedure* para exclusão de variáveis irrelevantes para o estudo.

Os principais resultados desta dissertação indicam que efetivamente existe um decréscimo da capacidade preditiva do z-score em empresas recentes face aos obtidos pelo autor. A componente da estrutura de capital perdeu significância para a previsão e outras surgiram para melhor explicar o fenómeno de falência. Além disso revelaram que a regressão logística é mais eficaz do que a análise discriminante para estudos deste género.

Relativamente à estrutura do trabalho, os Capítulos 2 e 3 são dedicados a uma revisão de literatura que abrange o tema da falência de empresas, em geral, e em específico na UE e também os diferentes métodos de previsão de falência ordenados por grupo de metodologia e dentro de cada grupo encontram-se organizados cronologicamente. O Capítulo 4 contém a descrição da metodologia proposta para a implementação deste estudo, assim como as variáveis utilizadas e a recolha dos dados. No Capítulo 5 são apresentados e debatidos os resultados das estimações obtidas. O Capítulo 6 é a parte do trabalho dedicada às conclusões deste estudo.

## 2 - Sobre Falência de Empresas em Geral

### 2.1 - Definição de falência

Para melhor se entender o objetivo deste trabalho convém, *a priori*, aprofundar a definição de falência no contexto empresarial, bem como as suas especificidades. Porém, antes da definição é importante referir que não há consenso entre autores sobre o que falência ou bancarrota realmente significa. Para complicar, a definição de falência se for feita do ponto de vista jurídico, é diferente para praticamente todas as nações do mundo, porém, as diferentes definições apresentam traços em comum, e pode ser genericamente definida como uma situação onde uma empresa não tem capacidade para honrar os seus compromissos financeiros (Antão, Peres, e Marques, 2018).

Pela definição do Tribunal de Justiça Europeu (2019), dá-se o nome de falência “*se uma empresa ou um empresário estiver com dificuldades financeiras, ou não puderem honrar as suas dívidas*”.

Altman e Hotchkiss (2006) referem que o insucesso dos negócios já teve inúmeras tentativas de definição. Para Beaver (1966), falência é definida como a falta de capacidade de uma empresa pagar as suas obrigações financeiras no longo prazo. Definição diferente é a de Altman (1968) que diz que o termo falência se refere aquelas empresas que estão, ou na bancarrota, ou foram colocadas em liquidação, ou aquelas que lhes foi atribuído o direito de reestruturação sob o conjeturado na legislação nos EUA, a *National Bankruptcy Act*. Por sua vez, Ohlson (1980) e Mensah (1984) apresentam uma definição puramente jurídica de falência, segundo a qual as empresas falidas são aquelas elegíveis ao que consta no *Chapter X* e *XI* do *National Bankruptcy Act*. Num outro estudo Altman e Saunders (1998) referem, de forma simplificada, que uma empresa entra em falência quando o seu valor de mercado (de liquidação) dos seus ativos cai para valores a baixo das suas dívidas.

Altman e Hotchkiss (2006) aprofundam, o conceito do insucesso empresarial e apresentam quatro termos que são genericamente utilizados na literatura para se referirem ao problema, que são *failure*, *insolvency*, *default*, e *bankruptcy*, traduzidos<sup>1</sup> podem significar respetivamente, falência, insolvência, incumprimento e bancarrota. Acrescenta que os termos são distintos para aspetos formais.

Ainda sobre esta temática, Altman e Hotchkiss (2006) passam a definir cada uma delas:

---

<sup>1</sup> Tradução literal

*Failure*, do ponto de vista económico significa que a taxa efetiva de retorno do capital investido, ponderada pelo risco, é expressivamente e constantemente inferior às taxas em investimento semelhantes. Lembra que é possível uma empresa estar em falência económica por vários anos, e ainda assim nunca ter falhado com as suas obrigações correntes por nunca ter sido exigida a dívida legalmente executável. Quando uma empresa deixa de conseguir pagar as suas obrigações, é normalmente classificada como *legal failure* (falência legal). O termo legal, pode ser enganador porque o crédito pode ser exigido sem interferência judicial. *Insolvency* é outro termo associado à performance negativa de uma empresa, e é geralmente utilizado em moldes mais técnicos. Insolvência técnica, existe quando uma empresa não consegue liquidar os seus recursos cíclicos, implicando carência de liquidez. Menciona Walter (1957) para melhor definir o termo, o qual acrescenta que o rácio entre os cash-flows líquidos e os passivos correntes deve ser o critério primordial na descrição de insolvência técnica e não a tradicional abordagem do Fundo de maneo. Insolvência, apesar de poder ser uma condição temporária, é frequentemente a causa imediata de uma declaração de bancarrota. Insolvência, no contexto de uma empresa, é mais grave e indica uma condição crónica da empresa em vez de temporária. Para ser considerada insolvente, uma empresa tem de se encontrar numa situação onde o total dos passivos é consideravelmente maior do que o total do ativo.

*Default* (incumprimento) pode ser técnico e/ou legal e envolve sempre uma relação entre devedor e credor. O incumprimento técnico acontece quando um devedor viola uma condição acordada com o credor, tal violação pode ser motivo para uma ação legal. Por outro lado, o incumprimento legal é provável que aconteça quando, por exemplo uma empresa não paga atempadamente um empréstimo ou mesmo obrigações. Nestas condições a empresa pode continuar a operar enquanto tenta negociações de reestruturação de dívida com os credores evitando uma declaração formal de bancarrota.

Por último, *bankruptcy*. Um tipo de bancarrota está relacionado com a posição líquida de uma empresa. Outro tipo, mais frequente, é a declaração formal de bancarrota junto do tribunal competente para o caso, no caso este exemplo segue legislação americana. A declaração deve ser entregue acompanhada de uma petição para liquidação dos ativos, ou a tentativa de programa de recuperação da empresa.

Ainda sobre o último item, Altman e Hotchkiss (2006) referem que tanto a liquidação como a reestruturação da empresa são meios disponíveis na maioria dos países e baseiam-se nos seguintes princípios: Se o valor intrínseco ou económico de uma empresa é maior do que o

seu valor atual de liquidação, então, tanto do ponto de vista do estado como do proprietário, deve ser dada oportunidade à empresa se reorganizar e continuar. Se, por outro lado, a empresa “*worth more dead than alive*”, que significa que a empresa vale mais morta do que viva, implicando que o seu valor de liquidação é mais alto do que o valor económico, então a liquidação é o caminho preferível.

Nos moldes da legislação portuguesa o Código da insolvência e da recuperação de empresas, segundo o disposto no Art. 3º define insolvência como uma situação onde “o devedor se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas.”

## **2.2 - Falência de empresas no contexto Europeu**

A União Europeia como a conhecemos hoje foi oficialmente criada em 1992 pelo Tratado de Maastricht. Há data eram 12 os países integrantes do bloco, atualmente a UE já conta com 28 estados-membros. Apesar da união, os países que a constituem não deixam de ser soberanos, apenas passam a interagir entre eles de forma mais flexível e transparente. Do ponto de vista económico pode ser analisado como uma unidade a par de países como EUA, Rússia, China, Brasil, entre outros.

A União Europeia, apesar da sua recente formação conta também com um historial de crises. Sejam crises cujo epicentro tenha sido na própria UE, ou então réplicas e sequelas de crises com epicentro noutros continentes. Desde o virar do milénio, já houve duas grandes crises, entre outras de menor relevância. Primeiro, a crise do *sub-prime*, entre o ano de 2007 e 2008 com a sua origem nos EUA, e mais recente a crise das dividas soberanas na Europa que surgiu mais ou menos em 2009/2010, segundo Huang (2013) ambas com as mesmas origens. Esta última tem especial interesse para o objeto deste trabalho. Muitas das empresas falidas pela UE, são vítimas dos efeitos nefastos desta crise, em particular. Segundo, Acharya, Eisert, Eufinger, e Hirsch (2018) a crise tem o seu início em 2009, em países como Grécia, Irlanda, Itália, Portugal, e Espanha (GIIPS) escorregaram para uma crise muito complicada, isto porque estavam enterrados em dívida o que fazia o processo de refinanciamento extremamente difícil. Acharyaa e Steffenb (2015) acrescenta que as *yields* do tesouro alemão dispararam em relação às dos países acima mencionados. Esta diferença colocou a zona euro à prova. Só em 2011, os bancos perderam em média 40% do seu valor de mercado e depois perderam biliões de euros em ativos numa tentativa de aumentar as restrições de capital. Os efeitos desta crise não se limitam apenas à esfera macro. Pelo elevadíssimo grau de globalização e interligação das empresas os efeitos da crise são sistémicos. Huang (2013)

refere que em muitos países se começam a registar falências de empresas. Dá o exemplo da Espanha e da Grécia, onde nesta última destaca o aumento das taxas de suicídio, crime e mortalidade por doenças. (Acharya et al., 2018) sustentam que a crise das dívidas soberanas na Europa teve um efeito claramente negativo no exercício de financiamento das empresas. Mostraram que a contenção do volume de liquidez para empréstimos implicou que empresas dependentes de bancos dos GIIPS ficassem limitadas, levando a menores taxas de investimento e também menor volume de negócios.

Num estudo sobre o impacto da crise das dívidas soberanas Farinha, Spaliara, e Tsoukas (2017) concluíram que os choques económicos nos bancos de financiamento representam uma variável importantíssima no que toca ao desempenho de uma empresa.

### 3 - Métodos de previsão de falência de empresas

Beaver (1966) e Altman (1968) são apontados como autores seminais dos métodos de previsão de falência empresarial através de rácios financeiros (Berg, 2006; Bernhardsen, 2001; Johnsen e Melicher, 1994; Lennox, 1999; Ohlson, 1980; James Scott, 1980). Johnsen e Melicher (1994) acrescentam ainda, que os modelos de previsão de falência empresarial geralmente evoluíram da análise de rácios financeiros univariada para os modelos multivariados, e depois para modelos *logit* que oferecem a oportunidade de estimar diretamente a probabilidade de falência sob menos pressupostos estatísticos restritivos.

Ohlson (1980) é o primeiro a aplicar a análise *logit* no problema de previsão de falência (Altman e Sabato, 2007). Utilizando 105 empresas falidas e 2058 não falidas é também ele o primeiro a utilizar uma amostra representativa. Advoga que o poder preditivo parece ser inferior do que estudos anteriores (Bernhardsen, 2001).

Yazdanfar (2008) relativamente à temática dos métodos de previsão de falência, e à semelhança de Johnsen e Melicher (1994), consegue encaixar os diversos estudos em fases cronológicas mas vai mais além. Considera que há três fases: (1) a primeira fase, a análise discriminante multivariada (e univariada) é introduzida como forma de mensurar a probabilidade de dada empresa falir, onde destaca o trabalho de Altman (1968) e Beaver (1966); (2) a próxima fase é onde os métodos paramétricos *logit* e *probit* assumem o papel de protagonista no tocante a este tema, citando os estudos de Ohlson (1980) e Zmijewski (1984); (3) e numa terceira fase surgem as redes neurais artificiais como nova metodologia, mas salienta que apesar de este ser o método mais recente, não retira importância nenhuma aos métodos tradicionais, na verdade a análise discriminante e os métodos paramétricos são, ainda muito utilizados.

Enguídanos (1994), também na linha de raciocínio de Yazdanfar (2008) e Johnsen e Melicher (1994) refere que existe uma vasta gama de modelos utilizados no estudo da falência empresarial que distinguem uma empresa saudável de falida e classifica-os em dois grandes grupos: Os modelos univariados que utilizam apenas uma variável para prever a falência e os multivariados que assentam na combinação de múltiplas variáveis em simultâneo. Ainda sobre este último, divide-o em duas partes: Modelos paramétricos, ou não paramétricos. Os modelos paramétricos, podem ser p.e Modelos discriminantes ou modelos de probabilidade condicionada (*logit* e *probit*). Os modelos não paramétricos podem ser, p.e o modelo de partições iterativas, modelo de Argenti, ou modelos de redes neurais.

Segundo Tseng e Hu (2010) tradicionalmente, existem dois grandes grupos de na área da previsão de falência. Um grupo investiga a situação de falência e encontra os sintomas (Dambolena e Khoury, 1980; Gombola e Ketz, 1983; Jo, Han, e Lee, 1997; J. Scott, 1981). E o outro grupo compara a capacidade preditiva dos diferentes modelos (Chuang e Tam, 1992; Jo e Han, 1996).

Genericamente, existem três principais técnicas utilizadas como metodologia associadas aos modelos de previsão de falência empresarial utilizando dados financeiros: (1) Os modelos univariados, (2) os modelos multivariados, e (3) os modelos de probabilidade condicionada. Existem também, outras técnicas que partem de diferentes tipos de dados, mas para este trabalho apenas serão focadas aquelas cujas variáveis explicativas derivam de demonstrações financeiras, dados de mercado e também dados macroeconómicos. Assim sendo, estas três técnicas servirão de princípio basilar para a estrutura deste capítulo, isto é, as próximas divisões neste capítulo dizem respeito às três técnicas já mencionadas. Em cada um dos grupos será analisada, com maior nível de detalhe aqueles estudos que são, do ponto de vista científico, mais relevantes. Como é o caso de Beaver (1966), Altman (1968), e Ohlson (1980) que são considerados os pioneiros da utilização das respetivas técnicas.

### **3.1 - Modelos de previsão univariados**

#### *3.1.1 - Modelo de William Beaver (1966)*

Como já referido, Beaver (1966) é um dos percursores, se não mesmo o primeiro autor a debruçar-se sobre a temática dos modelos de previsão de falência empresarial utilizando indicadores financeiros. No seu estudo faz uso de um modelo univariado para o cálculo da probabilidade de falência das empresas. A singularidade deste tipo de modelo é que se assume que uma variável isolada pode ser utilizada para o cálculo da variável dependente. Ou seja, a capacidade preditiva de cada rácio é feita um de cada vez, um a um (Beaver, 1966). Na sua análise, começa por definir a sua amostra. Basicamente existem dois grandes grupos de empresas mutuamente exclusivos. Num grupo constam 79 empresas que faliram e noutra 79 empresas que não faliram. Os dados retirados referentes ao grupo das empresas falidas são aqueles constantes nos 5 anos antes do momento da falência. Para a análise, inicialmente Beaver (1966) cita um conjunto de 30 rácios sub-divididos em 6 grupos: Rácios de *Cash-flow*, rácios de Rendibilidade, rácios de Dívida, rácios de Liquidez face aos ativos, rácios de Liquidez face aos passivos correntes, e por fim rácios de Rotação. Procedeu-se a uma filtragem dos 30 rácios seguindo os seguintes critérios: (1) A popularidade, ou a frequência

com que o rácio aparece em literatura relacionada, segundo ele uma atividade designada de “*window dressing*”; (2) O rácio obteve boa taxa de performance em um dos estudos anteriores, para averiguar a consistência entre este estudo e outro já feitos; (3) O rácio tem de ser definido em termos do conceito de “cash-flow”. Ainda sobre a seleção das variáveis Beaver (1966) refere que exclui qualquer rácio que fosse simplesmente a transformação de um outro, pelo que numa análise como esta é desejável que cada rácio tenha o mínimo de elementos em comum possível. Depois de todos os filtros aplicados prevalece um rácio por cada grupo, e são eles: Cash-flow/Passivo total; Resultado Líquido/Volume de negócios; Passivo Total/Ativo total; Fundo de maneo/Ativo total; Liquidez Geral; e *No-credit interval*, respetivamente.

No que toca ao modelo, o autor começa por fazer uma análise de perfil (*profile analysis*), definida como a comparação das médias dos rácios de cada grupo de empresas em cada ano antes da falência. Segundo Altman (1968), este trabalho compara uma lista de rácios individualmente para empresas falidas como os mesmo para empresas não falidas. Pela comparação dos dados de empresas prestes a falir com empresas saudáveis, Beaver (1966) tenta perceber quais os rácios mais preponderantes do ponto de vista da previsão de falência. Refere ainda, que uma análise de perfil consegue demonstrar que efetivamente há diferenças das médias dos rácios entre empresas falidas e não falidas. No entanto, é incapaz de responder à pergunta: - quão grande é a diferença?

Posto isto, os rácios podem ter ou não a capacidade de prever a falência, apesar das evidentes diferenças nas médias. Surge assim, a necessidade da inclusão de um teste preditivo, segundo Edmister (1972) uma técnica estatística muito sofisticada. Beaver (1966) recorre ao *Dichotmous classification test* que para realizar as previsões, primeiro agrupa os dados numa matriz, e depois a matriz de um dado rácio é inspecionada visualmente para encontrar um *optimal cutoff point* que representa o ponto que minimiza a percentagem de previsões incorretas. Caso, um rácio de uma empresas se situe abaixo (ou acima, dependendo do rácio) do *cutoff point*, é classificada como falida. E classificada como não falida, caso contrário. Depois, os dados obtidos do teste são comparados com os dados efetivos da amostra obtendo assim a taxa de erro. Do teste é possível verificar que o rácio que apresenta uma taxa de erro mais baixa é o Cash-flow/Passivo total sendo que no primeiro ano antes de falir o erro é de apenas 13% e 22% no quinto.

Para (Altman, 1968), os dados observados para os cinco anos antes do momento de falência revelaram-se importantes, na medida em que se tornou conclusivo que a análise de rácios

pode ser útil para a previsão de falência. Por outro lado, afirma que a adaptação destes resultados para o cálculo da probabilidade de falência de empresas, tanto em teoria como na prática, é questionável. Análise de rácios apresentados desta forma é suscetível de interpretação errada e é potencialmente confusa. E aponta como exemplo o caso de uma empresa com baixo grau de rendibilidade e/ou solvência que pode ser classificada como uma potencial empresa falida. Porém, pelo seu grau de liquidez acima da média a situação pode não ser considerada grave. A potencial ambiguidade é claramente uma característica inerente ao modelo.

Apesar dos resultados relativamente satisfatórios, Beaver (1966) indica como uma limitação ao modelo o facto de tratar as previsões feitas pelos rácios como dicotómicas, ou seja, apenas conduzem a dois resultados possíveis. Se, por exemplo um rácio se encontrar consideravelmente distante do *cutoff point*, mais confiança é depositada na previsão do que se estivesse mais próximo. Ou seja, a magnitude do rácio não deve ser negligenciada porque contém informação relevante. Mas por se tratar de teste que origina resultados dicotómicos, a magnitude de cada rácio torna-se quase irrelevante. Outro defeito, ou limitação apontada pelo autor é que os valores dos *cutoff point* obtidos não podem ser utilizadas no processo de tomada de decisão. Porque por um lado, os *cutoff points* foram calculados sem atender às funções de perda assimétricas dos erros tipo I e tipo II. E por outro lado, a probabilidade de uma empresa falir não é a mesma que na amostra. Assim, é provável que o mesmo *cutoff point* não corresponda ao ponto ótimo.

Também, Deakin (1972) considera que o *dichotomous classification test* tem um grau de precisão relativamente satisfatório, no entanto deveria ser possível melhorar nos 20% de casos errados num ano antes da falência. Esse é o propósito da análise discriminante.

## **3.2 - Modelos de previsão multivariados**

### ***3.2.1 - Modelo de Edward Altman (1968)***

O objetivo deste trabalho é tentar avaliar a qualidade da análise de rácios como uma técnica analítica para o caso da previsão de falência empresarial. Mais concretamente, um conjunto de rácios de natureza económico-financeira são alvo de investigação no contexto da probabilidade de empresas falirem, utilizando para isso uma metodologia estatística discriminante multivariada. No estudo, apenas empresas pertencentes ao setor industrial são utilizadas (Altman, 1968).

A questão com que Altman (1968) se prende é: que rácios são os mais importantes na deteção da iminência de falência, que peso terá cada rácio, e como devem os pesos ser, objetivamente estabelecidos?

Segundo Altman (1968) a análise discriminante multivariada tem a vantagem, não só de considerar um perfil global de características comuns às empresas relevantes, mas também de considerar a interação entre elas. Por outro lado, a análise univariada consegue apenas considerar uma variável cada vez.

Para o estudo, o autor decidiu eleger a análise discriminante múltipla (MDA), como técnica estatística a utilizar por considerar a mais adequada ao problema. Cita Fisher (1936) como o primeiro a utilizar o MDA como método de análise. Segundo Altman (1968), o MDA é uma técnica estatística utilizada para classificar uma observação em um, de muitos, grupos *a priori* dependentes das observações das características dos indivíduos. É utilizado para classificar e/ou fazer previsões em problemas onde a variável dependente aparece na forma qualitativa, como é o caso de falida / não falida. Por isso, o primeiro passo é estabelecer uma divisão do grupo explícita. Depois dos grupos estabelecidos, são recolhidos dados para os seus objetivos. A técnica MDA tenta, através de combinações lineares encontrar os coeficientes que melhor discriminam as diferenças entre os grupos. A principal vantagem é que considera um perfil inteiro de características em comum aos dois, ou mais grupos.

Altman (1968) começa por compor os dois grupos alvos da análise. O grupo 1 onde constam as empresas falidas e o grupo 2 onde se encontram as não falidas entre os anos 1946 e 1965. É importante referir que o autor limitou a sua amostra ao setor industrial, mas ressalva que pelo grupo 1 não ser totalmente homogêneo pela diferença de indústria e dimensão, teve de fazer uma escolha cuidada das empresas para a amostra. No grupo 2 as empresas foram escolhidas de forma mais aleatória, apenas tentando mantê-las relativamente emparelhadas com as do grupo 1 na questão de tamanho limitando a recolha dos dados a empresas com ativos totais entre \$1-\$25 milhões.

No início Altman (1968) tem uma lista de 22 rácios compilados por os considerar potenciais indicadores e por serem populares na literatura. No entanto, e à semelhança do que Beaver (1966) fez, apenas uma porção destes rácios é considerada no final. O autor selecionou 5 rácios depois de os ter submetido a processo de filtragem que incluía: (1) a observação de significância estatística; (2) avaliação das inter-correlações entre as variáveis relevantes; (3) observação da capacidade preditiva; e (4) julgamento de análise. Os rácios escolhidos são:

Fundo de mancio/Ativo total; Resultados transitados/Ativo total; EBIT/Ativo total; Capitalização bolsista/Total passivo; Vendas/Ativo total.

Depois de executado o modelo, um processo iterativo de otimização da função dos erros tenta encontrar os melhores coeficientes e a função discriminante a que se chega é a seguinte:

$$z\text{-score} = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

$X_1$  = Fundo de mancio/Ativo total

$X_2$  = Resultados transitados/Ativo total

$X_3$  = EBIT/Ativo total

$X_4$  = Capitalização bolsista/Passivo total

$X_5$  = Vendas/Ativo total

$X_1$  - Fundo de mancio/Ativo total. O fundo de mancio resulta, simplesmente da diferença entre o ativo corrente e o passivo corrente. Visto de outro ângulo, é a disponibilidade que a empresa tem para fazer face às suas obrigações de curto prazo. Quando dividido pelo ativo total dá uma ideia de liquidez da empresa tendo em conta a dimensão. Segundo Altman (1968) de todos os rácios de liquidez, este provou ser o melhor.

$X_2$  - Resultados transitados/Ativo total. O rácio é importante porque a componente Resultados transitados tem, em si implícita a idade da empresa. Para Altman (1968), uma empresa mais recente no mercado, terá, em principio maior probabilidade de ser classificada como falida, do que uma empresa mais velha, *ceataris paribus*. Daí ser alvo de análise pelo modelo.

$X_3$  - EBIT/Ativo total. Este rácio mede, essencialmente a verdadeira produtividade dos ativos da empresa, ignorando impostos ou efeitos de alavancagem. Uma vez que a existência de uma empresa é baseada na capacidade dos seus ativos renderem, este rácio parece ser indicado para tratar da probabilidade de falência empresarial (Altman, 1968).

$X_4$  - Capitalização bolsista/Passivo total. O valor da capitalização bolsista é calculado pela aglomeração do valor de todas as ações no mercado. Este rácio tem a capacidade de mensurar o quão os ativos das empresas podem desvalorizar antes dos passivos começarem a exceder os ativos levando a empresa à insolvência. O rácio acrescenta uma dimensão de valor de mercado diferente de outros estudos (Altman, 1968).

$X_5$  - Vendas/Ativo total. Este rácio pode também ser designado de rotação dos ativos que demonstra a capacidade dos ativos de gerar vendas. Como refere Altman (1968), é uma medida de capacidade dos gestores de lidar em condições de competitividade. O rácio é

muito importante, porque é o menos significativo na análise individual. Efetivamente, se fosse pelo teste “F” este rácio nem aparecia, de todo. No entanto, pela sua relação com outras variáveis neste modelo, o rácio classificou-se em segundo no teste de contribuição para a capacidade discriminante geral do modelo.

Altman (1968) para testar a capacidade discriminante individual das variáveis, procedeu a um teste “F”. O teste diz-nos se há, ou não diferença estatisticamente significativa da média dos rácios de cada grupo. Os primeiros 4 rácios, aqui já referidos foram os únicos que obtiveram significância estatística a um nível 0,001 o que indica extremas diferenças entre eles. Embora  $X_5$  tenha obtido muito pouco nível de significância, o autor considerou-o à mesma. Para além disso, convém determinar a contribuição relativa das variáveis para o poder discriminativo da função, e as interações entre eles. Desta análise resulta que os rácios que mais contribuem para a diferenciação são  $X_3$ ,  $X_5$  e  $X_4$ , respetivamente. Altman (1968) refere que não fica surpreendido com o facto do rácio de rentabilidade  $X_3$  ter o maior peso porque a exposição de uma empresa à falência que renda é quase nula. Mas por outro lado, fica surpreso pela rotação dos ativos  $X_5$ , ficar classificado em segundo lugar entre aqueles que mais contribuem. Especialmente considerando que no teste anterior tinha reprovado em obter significância estatística. Num contexto univariado o rácio tem pouca relevância, porém quando analisado de um ponto de vista multivariado assume um papel mais importante.

Relativamente à capacidade preditiva do modelo desenvolvido, Altman (1968) socorre-se de uma tabela de dupla entrada que o mesmo chama de “*accuracy-matrix*”, ou tabela de precisão. Basicamente cruza os resultados obtidos pelo modelo com os dados efetivos. Tornando, assim possível observar o número de classificações corretas de cada grupo. Quando somadas as observações corretas pelo número total de observações, obtém-se a precisão ou capacidade preditiva do modelo. Esta análise, pode também ser feita por grupo.

Posto isto, aparecem os resultados da amostra inicial de 33 empresas em cada grupo que contém dados financeiros relativos a um ano anterior à falência das empresas. Em relação ao grupo 1 onde constam apenas empresas falidas, o modelo classificou 31 como tal, errando em 2. Já no grupo 2, foram classificadas 32 empresas corretamente e 1 de forma errónea. Isto traduzido em percentagem significa um grau de precisão de 94% para o grupo 1 e 97% para o grupo 2. No geral, 95% é o grau de precisão do modelo para a previsão de falência para um ano.

Altman (1968) num segundo teste observa, também a capacidade preditiva do modelo, mas, neste caso com os dados relativos a dois anos antes da falência. Neste caso, verifica-se uma

redução nos graus de precisão do modelo, facto que Altman (1968) considera compreensivo porque a iminência de falência é mais remota e os indicadores são menos claros. Agora, para o grupo 1 o modelo apresenta uma taxa de precisão de 72% e para o grupo 2, 94%. Ou seja, verifica-se um decréscimo de precisão no grupo 1 de 22 p.p em relação teste anterior, bastante evidente. Já no grupo 2, verifica-se também um decréscimo, mas apenas de 3 p.p. O modelo, no geral tem uma capacidade preditiva de 83%.

Em relação à previsão para um período de tempo mais alargado, o autor começa por referir que é obvio que a precisão do modelo caía de forma consistente com exceção dos quarto e quinto anos, porque os resultados são fora do esperado. O motivo mais lógico para esta ocorrência é que a partir do segundo ano, o modelo discriminante torna-se inseguro na sua capacidade de previsão, e para além disso, as variações de ano para ano tem pouco ou nenhum significado.

Altman (1968), descreve um procedimento, por ele utilizado para seleccionar os *cut-off points*, ou ponto “z” ótimo, sem a necessidade de utilização de computadores. Através da observação das empresas que foram mal classificadas pelo modelo, torna-se bastante claro que uma empresa com z-score superior a 2,99 é classificada como não falida, enquanto que as empresas cujo z-score é inferior a 1,81 são classificadas como falidas. A área entre 1,81 e 2,99 será definida como a “zona cinza”, pela suscetibilidade dos erros de classificação. Partindo do pressuposto que os erros são observados neste intervalo de valores, não teremos certeza à cerca de uma empresa cujo z-score está neste intervalo. Tornando-se assim possível estabelecer diretrizes para classificar empresas na zona cinza.

Basicamente o Z-score resultante para cada empresa pode ser avaliado como:

Se  $Z > 2,99$  – A empresa encontra-se na zona “segura”

Se  $1,81 < Z < 2,99$  – A empresa encontra-se na zona “cinza”

Se  $Z < 1,81$  – A empresa encontra-se na zona de “perigo”

Em conclusão, a análise apresenta uma precisão satisfatória de aproximadamente 95%, demonstra que empresas com certas estruturas de capitais têm probabilidade mais alta de falir do que empresas com outras características. A precisão da classificação de empresas deste modelo é satisfatória e estável pelas diversas amostras. Para além disso, o autor desenvolve um modelo z-score incluindo os cinco rácios com o poder preditivo mais alto num modelo MDA. Portanto, a probabilidade de falência aumenta à medida que o z-score diminui (Yazdanfar, 2008).

Grice e Ingram (2001), num estudo com o objetivo de testar a aplicabilidade geral do modelo de Altman (1968), referem que apesar do modelo ter sido desenvolvido em 1968, utilizando uma amostra pequena de empresas entre a década de 50 e 60, o z-score do Altman (1968) permanece uma ferramenta frequentemente utilizada para avaliar a saúde financeira das empresas. Pela idade e outras características inerentes ao modelo, tais como a pequena dimensão da amostra de empresas do setor industrial e a utilização de grupos de empresa falidas e não falidas de tamanho iguais, é provável que o modelo já não seja tão preciso na classificação das empresas em estudos recentes, como era quando foi desenvolvido.

Do estudo realizado concluem que a precisão do modelo de Altman (1968) caía quando aplicado à amostra deles. Houve uma queda de 83,5% de precisão para 57,8% quando aplicado, o z-score, a dados de empresas mais recentes (1988 e 1991). Para além disso, pela estimação do modelo de Altman (1968) com os dados das empresas mais recentes, os coeficientes variaram significativamente o que parece fazer indicar que a relação entre rácios financeiros e as roturas financeiras muda ao longo do tempo (Grice e Ingram, 2001).

Outro resultado do estudo, indica que aqueles que aplicam o z-score de Altman (1968), deveriam voltar a estimar os coeficientes do modelo em vez de contar com aqueles estimados em 1968. Muito melhores classificações são obtidas quando os coeficientes do modelo são estimados utilizando dados mais recentes do que os originais de Altman (1968), isto porque os coeficientes não são estáveis (Grice e Ingram, 2001).

Outra conclusão importante a reter do estudo de Grice e Ingram (2001) é que deve haver um cuidado na utilização do modelo de Altman (1968) pela potencial subestimação dos erros tipo 1, e sobrestimação dos erros tipo 2 que resultam da utilização de amostras não proporcionais de empresas falidas e não falidas. O problema pode ser resolvido pela estimação do modelo de Altman (1968) com amostras proporcionais dos dois grupos ajustadas à realidade.

Ainda à cerca do z-score, Bandyopadhyay (2006) também conduz um estudo sobre a probabilidade de falência empresarial no caso de um mercado emergente como é o da Índia. A amostra consiste em 104 empresas indianas de uma variedade de setores, entre os anos 1998 e 2003. Numa primeira fase, é utilizado um método discriminante multivariado como o que Altman (1968) utiliza, neste caso aplicado às empresas daquele país. E numa segunda fase, desenvolve outro modelo, agora uma regressão logística também com o objetivo de determinar a probabilidade de falência das mesmas empresas.

Fazendo uma análise discriminante multivariada Bandyopadhyay (2006), chegou à seguinte função:

$$z\text{-score}^2 = -1,689 + 2,436X_1^3 + 8,158X_2 + 3,73X_3 + 0,037X_4 + 1,602X_5$$

Quando feito o teste de precisão da função, nota-se um ligeiro decréscimo em relação ao original. O modelo acertou 84% das previsões para o grupo de empresas boas<sup>4</sup>, e 82% para o grupo das más. Dados que tornam mais do que patente que o modelo pode não ter aplicabilidade prática às empresas modernas indianas.

Bandyopadhyay (2006) para melhorar o modelo, decide, então que para além de novos coeficientes o modelo precisa de sofrer uma alteração ao nível das variáveis que tenta discriminar. Assim, faz uma substituição de três das variáveis em uso. Os rácios representados por  $X_2$ ,  $X_3$  e  $X_4$  perdem o uso e são substituídos, respetivamente por *Cash profit*/Ativo total, Rácio de solvabilidade, e Resultado operacional/Ativo total, sendo que os rácios obtêm a seguinte designação  $X_2^*$ ,  $X_3^*$  e  $X_4^*$ . O resultado da análise, agora realizada com novas variáveis é o seguinte.

$$Z^{*5} = -3,337 + 0,736X_1 + 6,95X_2^* + 0,864X_3^* + 7,554X_4^* + 1,544X_5$$

Neste caso, seguindo a função  $Z^*$  o teste de precisão é mais satisfatório. No grupo das empresas boas, o modelo classificou 85,2% das observações corretamente, e no grupo das empresas más, subiu para 91%.

Referindo-se, a este último modelo salienta que tem um alto poder de classificação correta de 91%. O modelo aqui desenvolvido provou ser melhor do que o que Altman (1968). Pela utilização deste modelo os bancos e/ ou investidores conseguem ter melhor ideia da saúde financeira da empresa.

Ahmed (2017) chama à atenção para o facto de o z-score não ter a pretensão de prever quando uma empresa entra em falência. Invés disso é uma medida de quão perto uma empresa lembra outras empresas que faliram. Referem ainda que apesar do método ter mais de 60 anos ainda é muito utilizado por todo o mundo como uma medida de identificação de rotura financeira.

---

<sup>2</sup> Note-se que neste caso a função inclui uma constante, contrário ao que acontece com a função original de Altman (1968)

<sup>3</sup> Todos os  $X$ 's são referentes aos mesmos rácios convencionados por Altman (1968)

<sup>4</sup> “Boa” e “má” – Designações adotadas pelo autor referir empresas não falidas e falidas, respetivamente.

<sup>5</sup>  $Z^*$ ,  $X_2^*$ ,  $X_3^*$  e  $X_4^*$  são designações atribuídas pelo autor desta dissertação.

O melhor *cut-off* possível que Altman (1968) conseguiu encontrar foi um valor de z-score de 2,675, que é o valor entre 2,67 e 2,68 pois foi neste intervalo que recaiu menor número de empresas mal classificadas (Altman, 1968). Este score é o que melhor discrimina os dois grupos (Altman, 2000).

### **3.2.2 - Modelo de Edward Altman para empresas não cotadas (1983a)**

Depois da publicação do z-score do Altman (1968), e da sua aceitação em geral como um método de previsão de falências, o autor em 1983 sugere a re-estimação do seu modelo original, mas desta ocasião substituindo o valor contabilístico do capital próprio pelo valor de mercado, variável designada por  $X_4$ , de modo a aplicar o modelo a empresas não cotadas. Altman (2000) refere que é expectável que tanto os coeficientes como os *cutoff points* variem com a nova estimação. E é exatamente o que acontece. O resultado do modelo é o seguinte:

$$\text{z-score [1]} = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

$X_1$  = Fundo de manio/Ativo total

$X_2$  = Resultados transitados/Ativo total

$X_3$  = EBIT/Ativo total

$X_4$  = Valor contabilístico do capital próprio/Passivo total

$X_5$  = Vendas/Ativo total

Neste caso, a interpretação do modelo, ou seja, os *cutoff points* são os seguintes:

Se  $Z > 2,90$  – A empresa encontra-se na zona “segura”

Se  $1,23 < Z < 2,90$  – A empresa encontra-se na zona “cinza”

Se  $Z < 1,23$  – A empresa encontra-se na zona de “perigo”

A equação parece, agora diferente daquela calculada no modelo original. Note-se, p.e, o coeficiente  $X_1$  passou de 1,2 para 0,7. Mas o modelo parece praticamente igual, àquele utilizando valores de mercado (Altman e Hotchkiss, 2006). A variável que foi modificada  $X_4$  apresenta uma variação do seu coeficiente de 0,6001 para 0,42, o que significa que tem menor impacto no Z-score.  $X_3$  e  $X_5$  permanecem praticamente iguais. No entanto, no teste “F” que indica a significância estatística da variável, ou a capacidade de discriminar entre os dois grupos, apresenta um valor de 25,8, mais baixo do 33,3, mas ainda com significância estatística. Para além disso, o vetor escalado classifica, mesmo assim,  $X_4$  como a terceira mais contributiva de todas as variáveis (Altman, 2000).

A precisão do Tipo I é apenas ligeiramente menos convincente em relação ao modelo utilizando valores de mercado. De 94% passou para 91%. No que toca ao Tipo II a precisão é praticamente a mesma, 97%. Neste caso a média do z-score do grupo das empresas não falidas é menor do que o modelo original notando-se um decréscimo de 5,02 para 4,14. A zona cinza, é agora mais ampla, contudo, tendo em conta que o ponto mais baixo é 1,23, ao contrário de 1,81 notado no original. Tudo isto indica que o modelo é, de alguma forma menos fiável do que o original (Altman, 2000).

### **3.2.3 - Modelo de Deakin (1972)**

O modelo de Deakin (1972) utiliza exatamente as 14 variáveis utilizadas por Beaver (1966), (Altman, Haldeman, e Narayanan, 1977). Neste caso, aplica a análise multivariada a uma amostra de 97 empresas falidas e 97 empresas não falidas para um período de três anos. Yazdanfar (2008) refere que o modelo parece ter uma boa capacidade preditiva, visto ser capaz de prever de forma correta a falência de 94% das empresas um ano antes. No entanto James Scott (1980), considera que uma desvantagem desta abordagem é que resulta em coeficientes instáveis no modelo. Uma outra é que cria ambiguidade na sua interpretação, ou seja, não é objetivo qual dos três modelos se utiliza e como interpretar os resultados.

## **3.3 - Modelos discriminantes ou modelos de probabilidade condicionada**

### **3.3.1 - Modelo de James Ohlson (1980)**

James Ohlson é citado por Bernhardsen (2001) e Niskanen (2017) como o primeiro autor a desenvolver um estudo sobre a probabilidade de falência das empresas utilizando o modelo condicional *logit*. Altman e Sabato (2007), acrescentam ainda que depois do trabalho de Ohlson (1980), autores como Zavgren (1983), Gentry, Newbold, e Whitford (1985), Keasey e Watson (1987), Aziz, Emanuel, e Lawson (1988), Platt e Platt (1990), Joos, Bourdeaudhuij, e Ooghe (1995), Mossman, Bell, Swartz, e Turtle (1998), Charitou e Trigeorgis (2002), e Becchetti e Sierra (2002) utilizaram o modelo *logit* como método para a previsão de falência. Ohlson (1980) implementa uma análise condicional *logit* para ultrapassar as desvantagens do MDA, começando assim um novo tipo de estudos na área. A explicação para a utilização do *logit* é que alguns problemas do MDA podem ser evitados e não há necessidade de uma amostra equilibrada (Yazdanfar, 2008). A utilização deste modelo exige menos pressupostos restritivos do que o MDA (Wu, Gaunt, e Gray, 2010). Ohlson (1980) aplica Ativo, Passivo, Fundo de mancio, Resultados, e Resultados operacionais, numa regressão logística com uma amostra representativa para prever a falência. Chegou à conclusão que o output do MDA

não diz nada quanto à probabilidade de falência das empresas (Klieštik, Kočišová, e Mišanková, 2015).

Ohlson (1980) começa por referir que a sua amostra, ao contrário dos estudos conduzidos por Altman et al. (1977), que é uma versão atualizada de Altman (1968), a sua amostra é representativa. Ou seja, em vez de utilizar um conjunto de empresas falidas e um outro conjunto com o mesmo número de empresas não falidas, o autor utiliza um conjunto de 105 empresas falidas, e um conjunto de 2058 empresas não falidas, um cenário congruente com a realidade. Refere, ainda que Moyer (1977) considera que a amostra de 27 empresas falidas é relativamente pequena.

Relativamente à metodologia adotada, Ohlson (1980) alude ao facto da análise condicional *logit* ter sido escolhida por evitar alguns problemas já conhecidos associados à análise discriminante multivariada. O MDA foi a técnica mais popular para falência empresarial usando vetores de preditores. Cita três problemas associados a esta metodologia: (1) Existem alguns requisitos estatísticos impostos nas propriedades de distribuição dos preditores; (2) O resultado da aplicação do MDA é um score, que tem muito pouca interpretação intuitiva, pelo simples facto de ser um instrumento de classificação ordinal (*ordinal ranking (discriminatory) device*); (3) Problemas relacionados com os procedimentos de correspondência que tem sido utilizados no MDA. Empresas falidas e não falidas são correspondidas tendo em conta os critérios como tamanho e setor de atividade, e estes tendem a ser algo arbitrários. Por outro lado, o uso da análise *logit*, evita essencialmente problemas como os que surgem pela utilização do MDA. O problema de estimação fundamental pode ser reduzido à seguinte questão: dado que uma empresa pertence a uma população *a priori* especificada, qual é a probabilidade de a empresa falir num dado período de tempo? Não há pressupostos que se tenham de tomar em relação às probabilidades anteriores de falência e / ou a distribuição dos preditores.

Relativamente aos dados, apenas foram consideradas empresas do período de 1970 a 1976 por ser o período mais recente. O capital próprio da empresa tinha que já ter sido trocado em alguma bolsa de valores ou *over-the-counter*, assim exclui empresas pequenas e privadas. E a empresa tinha de ser classificada como industrial, para excluir empresas de serviços públicos, de transporte, e de serviços financeiros (bancos, seguradoras, etc). Acrescenta ainda, que empresas nestes setores tem estruturas distintas e por isso no contexto de falência são diferentes (Ohlson, 1980). No final, e como já referido, a amostra reduz-se a 105 empresas falidas para 2058 não falidas, 5% para 95%.

Tal como mencionado, Ohlson (1980) utiliza o método *logit* na sua análise. E passa a definir o modelo:

$$l(\beta) = \sum_{i \in S_1} \log P(X_i, \beta) + \sum_{i \in S_2} \log (1 - P(X_i, \beta))$$

Sendo que:

$X_i$  representa o vetor das variáveis independentes (preditores);

$\beta$  representa o vetor dos coeficientes a calcular;

$P(X_i, \beta)$  representa a probabilidade de falência dado qualquer  $X_i$  e  $\beta$ , e  $0 \leq P \leq 1$ ;

$S_1, S_2$  representam, respetivamente o grupo de empresas falidas e o grupo de empresas não falidas.

O objetivo do modelo é encontrar o máximo desta equação, em função dos coeficientes  $\beta$ , que é obtido resolvendo a seguinte função:

$$\max_{\beta} l(\beta)$$

Na ausência de uma teoria positiva de falência, não há solução fácil para o problema de selecionar uma classe de funções apropriada. Para facilitar o que se pode fazer é escolher na base da simplicidade interpretativa e computacional. Uma função assim é a função logística:

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

Daqui surgem duas implicações, a primeira é que  $P$  é crescente com  $y$ , segundo,  $y$  é igual a  $\log [P / (1 - P)]$ . O modelo é, então de fácil interpretação, e essa é a sua principal virtude.

O modelo de Ohlson consistia em nove variáveis contabilísticas (A.Hillegest, Keating, Cram, e Lundstedt, 2004). Ohlson (1980) explica que o critério para a escolha dos indicadores foi a simplicidade, e não tentou empregar nenhum tipo de rácio novo ou exótico. As variáveis escolhidas são:

1. SIZE = log(ativo total/índice de preços PNB). Sendo que a base do índice de preços do é de 100 para o ano de 1968. Convém fazer esta transformação para os valores serem comparados no tempo. Designa o tamanho da firma em ativos.
2. TLTA = Passivo total dividido por Ativo total.
3. WCTA = Fundo de Maneio dividido por Ativo total.
4. CLCA = Passivo corrente dividido por Ativo corrente (inverso de liquidez geral).

5. OENEG = *Dummy* que assume o valor 1 se o Passivo total exceder o Ativo total, e zero caso contrário.
1. NITA = Resultado Líquido dividido por Ativo total.
2. FUTL = Resultado operacional dividido por Passivo total (Resultado operacional via Resultado líquido menos depreciações)
3. INTWO = *Dummy* que assume valor 1 se o Resultado líquido nos últimos 2 anos, e zero caso contrário.
4. CHIN =  $(NIt - NIt_i) / (|NIt| + |NIt_i|)$ , onde NIt é o Resultado líquido, do período mais recente. O denominador atua como um indicador de nível. Assim, a variável tenta verificar a variação no Resultado líquido de um período para ou outro.

Segue, então a estimação dos coeficientes para três modelos diferentes, o Modelo 1 onde tenta prever a probabilidade de falência em um ano, no Modelo 2 postula o mesmo, mas para dois anos, e o Modelo 3 que prevê a falência em um ou dois anos. Os resultados seguem na Tabela 3.1.

**Tabela 3.1 - Resultados das Previsões do modelo de Ohlson (1980)**

|                | Variable |      |       |       |       |       |       |        |       |       |
|----------------|----------|------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|-------|-------|
|                | SIZE     | TLTA | WCTA  | CLCA  | NITA  | FUTL  | INTWO | OENEG  | CHIN  | CONST |
| <b>Model 1</b> |          |      |       |       |       |       |       |        |       |       |
| Estimates      | -.407    | 6.03 | -1.43 | .0757 | -2.37 | -1.83 | 0.285 | -1.72  | -.521 | -1.32 |
| t-statistics   | -3.78    | 6.61 | -1.89 | .761  | -1.85 | -2.36 | .812  | -2.450 | -2.21 | -.970 |
| <b>Model 2</b> |          |      |       |       |       |       |       |        |       |       |
| Estimates      | -.519    | 4.76 | -1.71 | -.297 | -2.74 | -2.18 | -.780 | -1.98  | .4218 | 1.84  |
| t-statistics   | -5.34    | 5.46 | -1.78 | -.733 | -1.80 | -2.73 | -1.92 | -2.42  | 2.10  | 1.38  |
| <b>Model 3</b> |          |      |       |       |       |       |       |        |       |       |
| Estimates      | -.478    | 5.29 | -.990 | 0.062 | -4.62 | -2.25 | -.521 | -1.91  | .212  | 1.13  |
| t-statistics   | -6.23    | 7.72 | -1.74 | .738  | -3.60 | -3.42 | -1.73 | -3.11  | 1.30  | 1.15  |

|         | Likelihood Ratio Index | Percent Correctly Predicted |
|---------|------------------------|-----------------------------|
| Model 1 | 0.8388                 | 96.12                       |
| Model 2 | 0.7970                 | 95.55                       |
| Model 3 | 0.719                  | 92.84                       |

Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)

Apenas, três dos coeficientes (WCTA, CLCA, e INTWO) tem a estatística-t menor que dois, o que significa que as outras são estatisticamente significativas a um nível razoável. Isto inclui a variável SIZE que tem uma estatística-t relativamente elevada. O rácio de verossimilhança é um bom indicador da adequação do modelo. Funciona mais ou menos como o  $R^2$  na medida em que é igual a 1 em caso de total adequação e zero caso contrário (Ohlson, 1980). Definindo analiticamente o resultado das estimações do Modelo 1, 2 e 3:

$$Y_{Modelo1} = -1,32 - 0,407SIZE + 6,03TLTA - 1,43WCTA + 0,0757CLCA - 2,37NITA - 1,83FUTL + 0,285INTWO - 1,72OENEG - 0,521CHIN$$

$$Y_{Modelo2} = 1,84 - 0,519SIZE + 4,76TLTA - 1,71WCTA + 0,297CLCA - 2,74NITA - 2,18FUTL - 0,78INTWO - 1,98OENEG - 0,4218CHIN$$

$$Y_{Modelo3} = 1,13 + -0,478SIZE + 5,29TLTA - 0,99WCTA + 0,062CLCA - 4,62NITA - 2,25FUTL - 0,521INTWO - 1,91OENEG - 0,212CHIN$$

Como é possível verificar o rácio de verosimilhança no Modelo 1 é de 0,8388, mas baixa nos restantes modelos. O mesmo acontece com a precisão do modelo que é de aproximadamente 96% no Modelo 1. Para além disso existem aqui algumas alterações de sinal dos coeficientes de modelo para modelo. Por exemplo, no Modelo 1, o coeficiente vinculado à variável CHIN é negativo, mas o mesmo coeficiente no Modelo 2 e 3 é positivo. Ohlson (1980) sugere que este fenómeno pode ser explicado pelo cenário proposto por Deakin (1972). Empresas com variações positivas nos ganhos podem ser tentadas a aumentar o capital externo através de empréstimos, o que implica que se tornem empresas com maior grau de risco associado.

O melhor modelo é o Modelo 1, que identifica quatro fatores básicos que afetam a probabilidade de a empresa falir em um ano que são: o tamanho da empresa, estrutura financeira, performance e liquidez geral. Os fatores estão representados por um conjunto de nove rácio (já definidos em cima). O resultado de  $O_{it}$  é conhecido como o O-score para a empresa  $i$  no ano  $t$ . Quanto maior o O-score maior é a probabilidade de falência (Xu e Zhang, 2008).

### **3.3.2 - Modelo de Mensah (1984)**

Mensah (1984) também utilizando o *logit* como técnica para mensurar a probabilidade, desenvolveu quatro modelos distintos utilizando amostras de quatro período de tempo referentes a diferentes fases do ciclo económico. Considerou o Período I (1972-73), II (1974-75), III (1976-77), e IV (1978-80) associado, respetivamente, a um período de *steady growth*, recessão, *steady growth*, e recessão com estagflação. Partiu de um conjunto inicial de 38 rácios, e chegou a um conjunto final de 10. Chegou à conclusão que o período de em análise tinha impacto na significância estatística de algumas variáveis o que fazia com que diferentes modelos tivessem de ser utilizados para diferentes fases do ciclo. Para além disso, a capacidade preditiva variava também em função da fase do ciclo. Outra conclusão que tira é que os diferentes modelos podem ser adequados para empresas de setores diferentes desde

que no ambiente económico correto. Ou seja, um modelo é apropriado dependendo do ciclo e não do setor de atividade.

### **3.3.3 - Modelo de Zmijewski (1984)**

Da mesma forma que Ohlson (1980) foi o pioneiro na utilização do modelo *logit* aplicado à probabilidade de falência das empresas, Zmijewski (1984), foi o primeiro a utilizar o *probit* (Balcaen e Ooghe, 2004; Klieštík et al., 2015). Relativamente aos dados, Zmijewski (1984) formula uma amostra composta por 800 empresas não falidas e 40 falidas no período de 1972 e 1978, utilizando o ROA, P/A, e o rácio de liquidez geral como variáveis explicativas. Neste caso, a amostra é, também ela representativa e não equilibrada, à semelhança de Ohlson (1980), Zmijewski (1984) crê na ideia de que a utilização de uma amostra emparelhada pode levar a enviesamentos. De acordo com os dados empíricos o enviesamento de uma amostra não aleatória diminuía à medida que o rácio entre empresas falidas e não falidas se aproxima da população (Yazdanfar, 2008). Segundo Gloubos e Grammatikos (1988) e Dimitras, Zanakis, e Zopudinis (1996), citados por Balcaen e Ooghe (2004) os modelos que utilizam o *logit* parecem ser mais populares do que os que utilizam o *probit* por esta se tratar de uma técnica que requer mais cálculos. Apesar de ambos os modelos se tratar de modelos de probabilidade condicionada, o que os torna muito similares, há diferenças a assinalar.

### **3.3.4 - Modelo de Edward Altman e Sabato (2007)**

Mais recente é o estudo de Altman e Sabato (2007) que desta vez, ao contrário do que já é habitual, adotam o modelo *logit* como técnica para conduzir o seu estudo. Referem que do ponto de vista estatístico, uma regressão *logit* parece encaixar bem no âmbito dos modelos de previsão de falência, onde a variável dependente é binária, sendo os grupos discretos, não sobrepostos e identificáveis. Ainda sobre o *logit*, acrescentam que debita um valor entre zero e um que significa a probabilidade de ocorrência. Apesar de a metodologia eleita ser o *logit*, neste trabalho fazem a mesma estimação utilizando o MDA para efeitos de comparação (Altman e Sabato, 2007). Neste caso, os autores analisam um rol de rácios referentes a pequenas e média empresas (PME) americanas. A amostra é composta por um total de 2010 empresas não falidas e 120 falidas durante o período de 1994 e 2002. À semelhança dos trabalhos desenvolvidos por Altman (1968) e Altman (1983a), neste trabalho os autores também fizeram uso de 5 variáveis independentes, porém diferentes – Passivo de curto prazo / Capital próprio; Cash / Ativo total; EBITDA / Ativo total; Resultados transitados / Ativo

total; e EBITDA / Juros. Segundo Gupta, Barzotto, e Khorasgani (2018), o estudo revelou melhorias expressivas faces aos modelos anteriores. Observa-se que a capacidade deste modelo (MDA) de separar os dois grupos é notavelmente mais baixa do que do modelos desenvolvido usando o *logit*, uma diferença de 62% para 78% (sem logaritmizar as variáveis) e 89% (logaritmizando as variáveis) (Altman e Sabato, 2007). Segundo Charalambakis e Garrett (2019), a probabilidade de não falência está positivamente correlacionada com todas as variáveis utilizadas à exceção do rácio Passivo de curto prazo / Capital próprio.

### **3.4 - Modelos que utilizam variáveis macroeconómicas**

Outro tipo de estudos relacionados com o fenómeno de falência das empresas são aqueles que, ao contrário da maioria, utilizam variáveis de natureza macroeconómica. Altman (1983b) é um dos primeiro a ter a percepção que talvez a informação relevante para estudar a falência de empresas não se concentrasse apenas nas demonstrações financeiras das empresas. O objetivo do seu estudo é determinar as influências da economia agregada no evento de falência das empresas. Diferente da grande maioria dos métodos, aqui a variável dependente é a variação do número de empresas que faliram durante o período de 1951 a 1978. Altman (1983b) refere que indicadores como o crescimento da atividade económica, a disponibilidade de crédito, atividade nos mercados de capitais, características relacionadas a população das empresas e a inflação, são potenciais fortes indicadores. No final, conclui que a propensão de uma empresa a falir estaria relacionada com a queda do crescimento da economia, do desempenho das bolsas, da liquidez dos mercados, e da formação de novas empresas.

Wadhwani (1986) conclui da sua análise que a taxa de inflação faz aumentar as taxas de falência e o prémio de risco de incumprimento. E seguindo esta sequência, isto pode explicar o porque da taxa de desemprego aumentar com a inflação.

Vlieghe (2001), refere que o preço das propriedades tem um impacto significativo no efeito a curto prazo na falência das empresas, por ser a propriedade que as empresas utilizam como colateral para os seus empréstimos. Para além disso, a taxa de formação de novas empresas é também uma variável muito importante. No longo prazo, as taxas de juro reais, em vez da nominais, são preponderantes. Vlieghe (2001) acrescenta, ainda que a *yield* das obrigações do tesouro não parecem ser relevantes para o caso.

Um estudo mais recente de Liu (2009) revela, a par do já referido por Wadhwani (1986), que a alta inflação que faz com que os custos de produção e de serviço de dívida aumentem, reduzindo o cash-flow das empresa faz aumentar o número de falências.

### **3.5 - Formulação de Hipóteses**

#### ***3.5.1 - H1: A capacidade de acerto do z-score de Altman (1983a) diminui***

Como Bandyopadhyay (2006) evidencia no seu estudo, nota-se um ligeiro decréscimo na capacidade preditiva do modelo de Altman (1968) quando aplicado a empresas de 1998 a 2003, o que o leva a concluir que o modelo perde alguma aplicabilidade no contexto das empresas atuais.

Grice e Ingram (2001), referem que, pela idade e outras características inerentes ao modelo, é provável que o modelo já não seja tão preciso na classificação das empresas em estudos recentes, como era quando foi desenvolvido.

Apesar destas conclusões serem relativas ao modelo de Altman (1968), o modelo de 1983 apenas sofre uma alteração no numerador de uma das variáveis pelo que é expectável que à semelhança do reportado por Bandyopadhyay (2006) o modelo de Altman (1983a) para as empresas não cotadas perca também a habilidade de prever a falência quando aplicado a empresas atuais, visto que à semelhança do modelo original conta com uma amostra de 33 empresas de cada grupo, as empresas são também do setor do industrial, as variáveis são praticamente as mesmas, e a metodologia em termos de modelo estatístico é a mesma. Assim sendo, passo a assumir que os modelos são homólogos, com a diferença que um analisa empresas cotadas no mercado fazendo com que haja acesso a um valor de mercado do seu capital próprio, e o outro utiliza uma *proxy* no lugar desse valor que é o valor contabilístico. É vital partir deste pressuposto porque a literatura à cerca do modelo para empresas não cotadas é escassa.

Assume-se nesta hipótese que há um decréscimo da capacidade preditiva do modelo de Altman (1983a). É possível que a origem do problema esteja nos coeficientes estimados há mais de 40 anos, ou seja, os pesos que se atribuem a cada rácio de modo a maximizar a taxa de acerto do z-score podem ser diferentes para as contas das empresas de hoje (H2). Ou ainda, a origem do problema pode ter que ver com as variáveis e modelo escolhido por Altman (1983a) (H3). Alternativamente, ambas as hipóteses se podem verificar, agravando a inadaptabilidade do modelo z-score para prever a falência de empresas atuais. Porém, a partir desta hipótese apenas se pode verificar se há ou não uma alteração naquela que é a taxa de

sucesso do modelo quando comparado com o modelo original (estimado a partir de empresas do sec. XX.)

### ***3.5.2 - H2: Os coeficientes estimados por Altman (1983a) maximizam a taxa de acerto do Z-score***

Esta hipótese assume que os coeficientes originais do modelo de Altman (1983a), maximizam a taxa de acerto. No entanto, é possível que tal não se verifique, visto que já passaram alguns anos desde a sua estimação.

Tal como referido, esta pode ser uma das causas para os resultados do z-score se deteriorarem quando aplicados a empresas dos tempos modernos. Com o passar dos anos, o virar do milénio, a nova era tecnológica, entre outros fatores, podem ter influência no modo como as falências ocorrem e os coeficientes originalmente estimados em 1983 por Altman (1983a) ficarem desatualizados.

### ***3.5.3 - H3: As variáveis eleitas por Altman (1983a), per si, não esgotam toda a informação disponível para prever a falência.***

Outra questão relevante é tentar determinar se as variáveis por Altman (1983a) utilizadas esgotam toda a informação disponível e determinante para a previsão de falência, assim como a metodologia adotada. Ou seja, visto que de o modelo de Altman (1968) para o de Altman (1983a) se perde uma componente referente à dinâmica de mercado quando se substitui a Capitalização bolsista pelo valor contabilístico do Capital próprio, o modelo pode perder alguma informação relevante. De facto, nota-se um decréscimo na capacidade global de previsão dos dois modelos de 95% para 94%.

A inclusão quer de indicadores financeiros, quer não financeiros leva a uma maior taxa de precisão nos modelos do que apenas usando dados financeiros (Bandyopadhyay, 2006).

## 4 - Metodologia e Dados

Neste capítulo será descrita a metodologia utilizada assim como os dados empregues na obtenção dos resultados. A primeira secção deste capítulo é referente à descrição dos dados utilizados. Noutra secção apresentam-se as variáveis escolhidas quer dependentes, quer independentes aplicadas no modelo. Por último, explica-se a metodologia adotada.

O objetivo global deste trabalho é fazer uma análise ao modelo proposto por Altman (1983a) de previsão de falência de empresas não cotadas. Por ser um método ainda muito utilizado é importante refletir sobre ele e perceber se efetivamente a sua aplicabilidade se mantém nos dias de hoje. E se, de facto, a sua aplicabilidade tiver sido posta em causa é importante perceber como, quanto e porquê. Desde modo a espinha dorsal deste trabalho é composta por três fases:

Numa primeira fase o objetivo é testar H1, isto é, verificar se o modelo estimado por Altman (1983a) passados muitos anos desde a sua estimação, se mantém a capacidade preditiva nos níveis originais. Para tal, o processo é relativamente simples, basta primeiro arranjar um conjunto de empresas e dividi-las em dois grupos discriminantes, um grupo de empresas falidas e um grupo de empresas não falidas, tal como em Altman (1983a). Depois calcular o z-score para cada uma das empresas dos dois grupos, utilizando os coeficientes da função do z-score estimados originalmente. O passo seguinte, é confrontar o score obtido com o *cut-off point* e verificar se a empresa é classificada como falida (dentro de um ano), ou não. No final procede-se a uma comparação entre verificado e previsto e obtém-se uma taxa de erro (e de acerto).

Na segunda fase, estima-se o modelo de Altman (1983a), utilizando para tal a mesma metodologia (MDA) e o mesmo conjunto de variáveis, com dados do período entre 2014 e 2017 de modo a testar H2, teste de H2. A comparação da taxa de acerto do modelo com os coeficientes originais com a taxa de acerto deste outro modelo, permitirá verificar se a capacidade preditiva do modelo estimado por Altman se mantém, melhora ou deteriora no contexto dos dados de empresas atuais. O objetivo é verificar de que forma é que os coeficientes e os *centroids* se alteram, em que direção e magnitude.

Por último, a terceira fase assenta na estimação de um modelo *logit*, à semelhança de Ohlson (1980), para proceder à estimação da probabilidade de falência das empresas. Neste caso, será abandonada a técnica da análise discriminante porque, como refere Ahmed (2017), o z-score não dá uma probabilidade de falência mas sim uma ideia de quão perto se está dela. O

objetivo desta estimação é testar H3, ou seja, testar se a informação contida nas variáveis eleitas por Altman (1983a) esgotam toda a informação relevante para a determinação do risco de falência. A variável dependente é uma *dummy* que assume o valor 1 caso se trate de uma empresa falida, e 0 caso contrário. Do lado das variáveis, explicativas será utilizado o z-score obtido e a par deste, serão introduzidas mais algumas variáveis para verificar se o z-score, *per se*, tem a capacidade ótima de estimar a probabilidade de a empresa falir.

#### 4.1 - Descrição dos Dados

Os dados utilizados para a condução deste estudo dizem respeito a empresas pertencentes à União Europeia<sup>6</sup> entre o período de 2014 e 2017, com mais de 1 milhão de euros de ativos totais, com dados válidos<sup>7</sup>, e pertencentes ao setor industrial segundo a definição do Eurostat. Pela definição do Eurostat (2008) a Secção C do NACE Rev. 2 (*Nomenclature Générale des Activités Économiques dans les Communautés Européennes*)<sup>8</sup>, o setor industrial inclui a transformação química ou física de materiais, substâncias, ou componentes em novos produtos. Os materiais, substâncias, ou componentes transformados são materiais em estado bruto que são o produto da agricultura, silvicultura, pesca, extração de minérios ou de pedra e também produtos de outras atividades industriais. A alteração substancial, renovação, ou reconstrução de bens é geralmente considerada atividade industrial.

A Tabela 10.1, nos Anexos apresenta todas as divisões do NACE Rev. 2 que foram consideradas na obtenção dos dados para a amostra. Os dados das empresas foram retirados da base de dados de empresas europeias AMADEUS - *Bureau Van Dijk*. Daqui extraíram-se dados contabilísticos, que englobam as principais rubricas do balanço, da demonstração de resultados, e outros, como o número de empregados. Para obtenção do grupo de empresas com o perfil ideal foram aplicados uma série de filtros de pesquisa de modo a selecionar apenas aquelas que cumpriam os requisitos já referidos. Os filtros aplicados, sinteticamente foram:

---

<sup>6</sup> 28 Estados membros (2019) - Áustria, Bélgica, Bulgária, Croácia, Chipre, República Checa, Dinamarca, Estónia, Finlândia, França, Alemanha, Grécia, Hungria, Irlanda, Itália, Letónia, Lituânia, Luxemburgo, Malta, Holanda, Polónia, Portugal, Eslováquia, Eslovénia, Roménia, Espanha, Suécia, e Reino Unido.

<sup>7</sup> Neste caso a validade dos dados refere-se à sua disponibilização pela base de dados de modo a calcular os rácios descritos na secção seguinte. Por exemplo, para o cálculo de um rácio A/B consideram-se válidas as empresas que disponham de um valor numérico para A e B. Se, por outro lado, um ou ambos os valores forem “n.a” exclui-se automaticamente a empresa.

<sup>8</sup> Nomenclatura geral das Atividades económicas da Comunidade Europeia

- a) Empresas pertencentes aos 28 estados-membros da UE;
- b) Quantidade de ativos totais maior do que 1 milhão de euros;
- c) Pertencentes ao setor industrial, segundo o NACE Rev.2;
- d) Principais rubricas das demonstrações de resultados válidas.

A extração dos dados ocorreu em duas fases – A primeira fase extração dos dados de empresas falidas, e numa segunda de empresas não falidas. Em relação ao grupo das empresas falidas, retiraram-se as aquelas cujo item *Status* no AMADEUS é um dos seguintes:

- *Active (default of payment)*;
- *Active (rescue plan)*;
- *Active (insolvency proceedings)*;
- *Active (dormant)*; ou
- *Active (reorganization)*

*Active (...)* quer dizer que a empresa ainda continua juridicamente ativa, mas ao mesmo tempo está a decorrer um processo de insolvência, de recuperação ou então não cumpriu os seus compromissos. Interessa esta designação e não outras como *Bankruptcy*, *In liquidation*, ou *Dissolved* porque estas são consequências posteriores ao ato prático de falência. Ou seja, uma empresa cujo *Status* seja um destes três últimos, já entrou em insolvência há algum tempo e não integra a amostra. Na realidade, interessa aqui é captar as contas de um ano anterior à falência, pelo que as designações *Active (...)* são as que importam para a obtenção do ano de falência. Por exemplo, para uma empresa com um *Status Active (rescue plan)* de 2016, serão captadas as suas contas referentes a 2015. Deste processo de seleção resultaram 225 empresas.

O processo de filtragem levou a que, de aproximadamente 1700 empresas, dos 28 Estados-membros, falidas, do setor industrial, com mais de 1 milhão de ativos, e os filtros referentes à validade dos valores, se chegasse a um total de 225 empresas de 8 países. É ainda de referir que quase mais de um terço das empresas falidas são italianas, o resto da amostra é dividida entre países como a França, Espanha, Roménia, Portugal, entre outros. Empresas de países como Reino Unido, Irlanda, Grécia, entre outros, não constam na amostra final<sup>9</sup>.

---

<sup>9</sup> Em termos absolutos, das empresas falidas da base de dados, pertencentes aos 28 Estados-Membros da UE, do setor industrial e com mais de 1 milhão de ativos aproximadamente 30% são italianas, um número também avultado que pode sugerir que efetivamente muitas das empresas falidas neste contexto são italianas e não haja um enviesamento na amostra. O que acontece é que depois de aplicados todos os filtros, muitas empresas são

**Tabela 4.1 - Descrição da Amostra - Frequência de empresas por país**

| <b>Frequência de empresas por país da amostra</b> |       |           |         |             |           |               |
|---------------------------------------------------|-------|-----------|---------|-------------|-----------|---------------|
| País                                              | Total | Total (%) | Falidas | Falidas (%) | N-falidas | N-falidas (%) |
| Itália                                            | 164   | 36,4%     | 82      | 36,4%       | 82        | 36,4%         |
| França                                            | 102   | 22,7%     | 51      | 22,7%       | 51        | 22,7%         |
| Espanha                                           | 36    | 8,0%      | 18      | 8,0%        | 18        | 8,0%          |
| Roménia                                           | 42    | 9,3%      | 21      | 9,3%        | 21        | 9,3%          |
| Croácia                                           | 58    | 12,9%     | 29      | 12,9%       | 29        | 12,9%         |
| Portugal                                          | 36    | 8,0%      | 18      | 8,0%        | 18        | 8,0%          |
| Rep. Checa                                        | 10    | 2,2%      | 5       | 2,2%        | 5         | 2,2%          |
| Letónia                                           | 2     | 0,4%      | 1       | 0,4%        | 1         | 0,4%          |
| Total                                             | 450   | 1         | 225     | 1           | 225       | 1             |

Na segunda fase, procedeu-se à extração dos dados das empresas ativas (não falidas). O processo é semelhante, mas mais simples, a única diferença é o *Status*, que neste caso tem de ser *Active* para denotar que a empresa não está falida dentro de um ano. Além disso, das selecionadas contou-se com o mesmo número de empresas por ano e por país, como é possível observar na Tabela 4.1, tal como Altman (1968). Dentro deste quadro a seleção foi completamente aleatória. Como refere Blum (1974) utiliza-se uma *paired sample* para eliminar imprecisões nos resultado que podem resultar da seleção pura de empresas não falidas.

**Tabela 4.2 - Descrição da Amostra - Número de empresas por Ano**

| <b>Número de empresas por Ano (amostra)</b> |         |             |
|---------------------------------------------|---------|-------------|
| Balancos de:                                | Falidas | Não-Falidas |
| 2014                                        | 31      | 31          |
| 2015                                        | 34      | 34          |
| 2016                                        | 47      | 47          |
| 2017                                        | 113     | 113         |
| Total                                       | 225     | 225         |

Beaver (1966) refere que na sua amostra, para cada empresa falida, uma outra não falida era escolhida do mesmo setor e mesma quantidade de ativos. Este processo pode gerar algum enviesamento à amostra. A falência é um processo gradual que culmina na dissolução da empresa. Durante este processo as empresas podem mover tentativas de alienação de ativos

---

excluídas e aquelas que tem informação mais completa permanecem. Os dados sugerem que as empresas italianas não existem em maior número que as outras, mas sim que as suas empresas disponibilizam as suas contas de forma mais detalhada e daí serem selecionadas em maior número. Por outro lado, países como Reino Unido, Irlanda, Grécia, têm, potencialmente a informação mais opaca e de difícil acesso. Consequência disso é que nenhum destes países consta na amostra.

em massa o que faz com que a sua quantidade de ativos seja menor. Em contraste, o lado das obrigações tende a permanecer estável. Na Tabela 4.3 consta a média de ativos por grupo de empresas (falidas vs. não falidas) da amostra.

**Tabela 4.3 - Descrição da Amostra - Representatividade**

| <b>Representatividade da amostra (valores médios)</b> |         |             |
|-------------------------------------------------------|---------|-------------|
| Valores em milhões                                    | Falidas | Não falidas |
| Total Ativo                                           | 11 830  | 39 513      |
| Total Passivo                                         | 12 491  | 18 735      |
| Total Capital Próprio                                 | -661    | 20 778      |
| Aut. Financeira                                       | 0,00%   | 53%         |

É bem evidente a diferença de ativos de um grupo para o outro, apesar da seleção ter sido aleatória. Enquanto que no passivo a diferença é menor. Para além disso, o grau de autonomia financeira das empresas não falidas é, em média, 53% valor que no outro grupo é praticamente insignificante. Recorde-se, por exemplo que o indicador  $X_4$  do modelo de Altman (1983a) é um “sinónimo” de Autonomia Financeira. E no modelo é utilizado enquanto variável relevante na acessão da situação da empresa quanto à sua probabilidade de sobrevivência. Por isso neste estudo a seleção das empresas não falidas apenas se cingirá aos critérios já mencionados, depois desses filtros a seleção de empresas é totalmente aleatória, sem nunca ter em consideração tais aspetos que apenas detoram a qualidade da amostra.

Os dados macroeconómicos são outro conjunto de indicadores para ser utilizados enquanto variáveis independentes, e foram retirados da base de dados do Eurostat. Tratam-se de dados de índole macroeconómica que servirão para classificar as empresas a nível nacional, tais como, a dívida em percentagem do PIB, a balança comercial, ou mesmo a taxa de desemprego, entre outros. A distinção apenas ocorrerá interempresas de diferentes países e anos. Ou seja, p.e, duas empresas portuguesas no ano de 2015 terão, obrigatoriamente o mesmo indicador.

## **4.2 - Seleção de Variáveis**

Neste capítulo será feita uma descrição das variáveis selecionadas para a execução deste estudo. Como já referido, o teste de  $H_1$  e  $H_2$  é bastante simples, sendo que para  $H_1$  basta comparar as taxas de acerto do z-score entre empresas antigas e recentes, para testar  $H_2$  o procedimento ocorre segundo uma restimação pelo MDA do z-score de Altman (1983a), de modo a comparar os cinco parâmetros entre estimações. Para testar  $H_3$  o processo é mais

elaborado e conta com uma suplementação de variáveis para melhor tentar explicar o fenómeno de falência. Assim, servem os seguintes itens para explicar a seleção de variáveis no teste de H3.

#### **4.2.1 - Variável Dependente**

Para testar H3 a variável dependente é a probabilidade de dada empresa entrar num processo de falência. Esta variável será expressa na forma de uma *dummy* ou binária por apenas poder assumir um de dois valores possíveis, neste caso 0 e 1. A variável assume o valor de 1 caso a empresa tenha falido no espaço de um ano, e 0 se continua operacional.

#### **4.2.2 - Variáveis Independentes**

As variáveis independentes ou explicativas, são aquelas que servirão de ferramenta para tentar explicar a ocorrência do fenómeno de falência, ou não falência. Para tal é necessário executar a um processo de seleção rigoroso com o objetivo de eleger apenas aquelas variáveis que contenham informação relevante para o estudo e evitar a inclusão de variáveis que pela sua génese possam enviesar o resultado, distorcendo e degradando a qualidade do estudo. Para o teste de H3, o processo é mais complexo e exige que uma bateria de indicadores sejam, *a priori* apontados como eventuais variáveis explicativas na regressão, visto que o objetivo é acrescentar mais alguma informação ao modelo de previsão. Os referidos indicadores encontram-se subdivididos nos seguintes grupos:

- *Rácios de Liquidez* - Tugas (2012) refere que os rácios de liquidez medem a habilidade das empresas suprirem as suas necessidades de liquidez para fazer face aos pagamentos que surgem e destaca três: Liquidez geral, Liquidez imediata, e Prazo médio de recebimentos (PMR). Sendo a liquidez, um tópico abordado por a maioria da literatura (Altman, 1968; Beaver, 1966; Deakin, 1972; Mensah, 1984; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984), também aqui serão contemplados.
- *Rácios de Rotação* – Segundo Breia, Mata, e Pereira (2014) os rácios de rotação são rácios normalmente referenciados à unidade que comparam várias rubricas normalmente com o volume de negócios. Classificam esses rácios como indicadores de eficiência na gestão de recursos e sugerem, entre outros, rotação do Ativo, Passivo, Inventários, Fundo de maneo, e AFT<sup>10</sup>.

---

<sup>10</sup> AFT – Ativos fixos tangíveis

- *Rádios de Rendibilidade* – São os rácios que mensuram a capacidade de a empresa transformar os seus recursos em rendimentos. Também serão alvo de análise pela importância que representam na sustentabilidade das empresas. A rendibilidade quase funciona como um requisito para a sua sobrevivência.
- *Rádios de Endividamento* – São rácios que revelam a estrutura de capitais da empresa. É importante avaliar esta componente para tentar perceber o nível de alavancagem que empresa tem e consequentemente o risco que enfrenta.
- *Rádios de Funcionamento e Outros* – É a compilação de alguns rácios que se enquadram naquilo que é o modelo de gestão e da atividade da empresa. É de especial interesse analisar estas variáveis porque podem conter informação relevante na acessão ao risco. Nesta categoria surgem, entre outras, o número de funcionários como variável, sugerida por Yazdanfar (2008).
- *Indicadores macroeconómicos* – Seguindo a lógica de Altman (1983b), Wadhwani (1986), Vlieghe (2001), e Liu (2009) que utilizaram variáveis de natureza macro nas suas análises do fenómeno de falência de empresas, também, aqui, serão contempladas algumas para verificar a sua importância. Para além da taxa de inflação e crescimento do produto, serão avaliadas algumas outras que podem efetivamente ter um impacto real na probabilidade de falência como, por exemplo, a dívida ou *deficit* em percentagem do PIB. Faz sentido considerar este tipo de indicadores porque a destruição de uma empresa pode ocorrer por fatores internos, mas também externos, que resultem dos efeitos sistémicos das crises. A inclusão destes indicadores é feita com o objetivo de tentar perceber se a posição do ciclo económico pode servir também como um alerta para eventuais roturas na estrutura das empresas como sugere o estudo de Mensah (1984). Por exemplo, com a subida generalizada das taxas de financiamento no mercado, é expectável que o acesso à liquidez se reduza e isso tenha um impacto negativo no serviço de dívida das empresas, colocando-as potencialmente numa posição de maior risco pela falta de liquidez e solvabilidade. Como a economia não se desenvolve de forma isolada, outros indicadores não são inócuos aos choques. Assim, indicadores com a taxa de desemprego, ou o crescimento do PIB podem ser também avaliados do ponto de vista de um sintoma de futuras roturas dentro das empresas. Apesar de não haver muita literatura neste tópico, por suspeição própria serão considerados alguns indicadores macro no estudo.

- *Dummies por país* – Outro conjunto de variáveis são *dummies* por país que representam a presença de dada empresa no respetivo país. Acredita-se que possa ser uma variável de grande utilidade porque identifica a nacionalidade da empresa correspondendo esta a um perfil comum a todas empresas do mesmo país. Ou seja, por exemplo, a *dummy* DPOR correspondente a uma variável que assume o valor 1 caso a empresa seja portuguesa, e 0 caso contrário. Estas variáveis contêm implícita em si um conjunto de informações respeitantes àquele país em específico, englobando a conjuntura económica, e até outros aspetos de ordem jurídica, burocrática ou política.

O conjunto inicial de rácios e indicadores a serem utilizados como variáveis para o estudo são apresentados, de forma sintética na Tabela 10.2 nos Anexos.

### 4.3 - Descrição da metodologia adotada

#### 4.3.1 - *Análise discriminante multivariada*

A análise discriminante multivariada surgiu associada aos modelos de previsão de falência por Altman (1968) para ultrapassar as limitações da análise univariada proposta por Beaver (1966). O objetivo da análise discriminante multivariada é a obtenção de um modelo capaz de prever uma variável quantitativa de uma ou mais variáveis independentes. Deriva uma equação de combinações lineares das variáveis independentes que melhor discriminam entre os grupos de variáveis dependentes.

A função discriminante:

$$F = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

Onde:

F é a variável latente;

$X_1, X_2, \dots, X_p$  são as variáveis independentes;

$\beta_0, \beta_1 \dots \beta_p$  representam os coeficientes discriminantes;

e  $\varepsilon$  é o termo de erro, ou ruído.

O modelo assume uma série de pressupostos tais como a independência entre as variáveis explicativas; os grupos são mutuamente exclusivos e contam todos com mais ou menos o mesmo número de observações; o número de variáveis independentes não é maior do que o tamanho da amostra menos dois; e os erros são distribuídos de forma aleatória. Neste estudo a análise discriminante terá, apenas o propósito de testar H1.

#### 4.3.2 - Modelo Logit

A metodologia utilizada por Ohlson (1980) foi o *logit* e refere que é preferível por evitar problemas associados à análise discriminante. Entre as desvantagens invocadas é de destacar o facto de o output do MDA ser um *score* que tem muito pouca interpretação intuitiva no que toca à probabilidade. Os *scores* têm de ser comparados com um *cut-off point* e não revelam qual é a real probabilidade de falência das empresas. Motivo também expresso por Nam e Jinn (2000) que levou à adoção do *logit* na sua análise.

A regressão *logit* prevê a probabilidade de dada observação pertencer a um de dois grupos distintos baseado em uma ou mais variáveis independentes. Neste tipo de modelo existe uma variável dependente Y binária que apenas pode assumir um de dois valores, 1 ou 0 onde cada valor representa um cenário de eventual ocorrência, mutuamente exclusivos. A variável assume o valor 1 caso determinada ocorrência se verifique e 0 caso contrário. Neste caso, 1 significa que dada empresa faliu no espaço de um ano, e 0 que a empresa se manteve em funções, em pelo menos 1 ano. As variáveis X independentes são escolhidas de indicadores financeiros, e os coeficientes B são estimados pelo método da máxima verosimilhança (Klieštík et al., 2015). Neste modelo a probabilidade segue uma função distribuição logística:

$$Prob(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-\hat{Y}_i}}$$

Em que:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + \dots + \hat{\beta}_k X_{ki}$$

Onde:

$\hat{Y}_i$  é a variável latente;

$X_1, X_2, \dots, X_k$  são as variáveis independentes;

$\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1 \dots \hat{\beta}_x$  representam os coeficientes estimados.

## 5 - Resultados

No presente capítulo apresentam-se os resultados das metodologias referidas para testar H1, H2 e H3. Os resultados dos testes de cada hipótese serão apresentados respetivamente.

### 5.1 - Resultados do z-score de Altman (1983a) original aplicado a empresas recentes

**Tabela 5.1 - Resultados das classificações do z-score aplicado a empresas recentes**

| Classificações Absolutas |    | Previsto |     | Total |
|--------------------------|----|----------|-----|-------|
|                          |    | F        | NF  |       |
| Verificado               | F  | 173      | 52  | 225   |
|                          | NF | 26       | 199 | 225   |

| Classificações (%) |    | Previsto |       |
|--------------------|----|----------|-------|
|                    |    | F        | NF    |
| Verificado         | F  | 76,9%    | 23,1% |
|                    | NF | 11,6%    | 88,4% |
| Taxa de acerto     |    | 82,7%    |       |

Quando aplicada a fórmula original do z-score de Altman (1983a) e utilizando um *cut-off point* de 1,09 (*centroid*) os resultados obtidos são os que aparecem na Tabela 5.1. À semelhança do modelo original de Altman (1983a), este é também melhor a prever a não falência do que a falência. Porém, é mais do que evidente um decréscimo global na capacidade preditiva do modelo. O teste binomial que testa se há uma diferença estatisticamente significativa entre o previsto de uma variável dicotómica e o verificado comprova esta tese com um *p-value* inferior a 0,001 (Tabela 5.7). Enquanto no modelo original do z-score quase 94% das colocações foram feitas de forma correta, o mesmo modelo aplicado a empresas entre 2014 e 2017 perde 11,3 p.p no que diz respeito à sua capacidade de previsão, o que significa um decréscimo de 11,6% face aos resultados de Altman (1983a). Dados os resultados, torna-se claro que o z-score de Altman (1983a) regista uma diminuição da sua capacidade preditiva quando aplicado a empresas recentes. Tais resultados certificam o postulado por Bandyopadhyay (2006), e Grice e Ingram (2001), que nos seus estudos faziam referência a um decréscimo da capacidade preditiva do modelo de Altman (1983a) quando aplicado a empresas mais recentes comparativamente à obtida pelo autor para a amostra original

(Altman, 1983a). Estes resultados são favoráveis à aceitação de H1. O próximo passo é testar H2.

## 5.2 - Resultados da re-estimação do modelo de Altman (1983a) com dados de empresas recentes (2014-2017)

O teste de H2 consiste na estimação de um modelo novo pela análise discriminante (MDA) com os dados das empresas também utilizadas no teste anterior. O objetivo é repetir a metodologia de Altman (1983a) para obtenção de uma nova equação discriminante e averiguar de que forma a taxa de acerto se altera. É possível e expectável que, dado o decréscimo da capacidade preditiva do modelo original, os coeficientes da nova estimação sejam diferentes, assim como os respetivos *cut-off points*. Antes da estimação, um teste F será também executado com vista a detetar as variáveis que potencialmente estejam a tirar qualidade ao modelo.

**Tabela 5.2 - Teste F por variável**

| Variável       | Média Falidas<br>n = 225 | Média n. falidas<br>n = 225 | Rácio F |
|----------------|--------------------------|-----------------------------|---------|
| X <sub>1</sub> | -0,269                   | 0,214                       | 5,45*   |
| X <sub>2</sub> | -0,429                   | 0,286                       | 17,79*  |
| X <sub>3</sub> | -0,243                   | 0,060                       | 13,45*  |
| X <sub>4</sub> | 0,090                    | 1,598                       | 0,02    |
| X <sub>5</sub> | 0,949                    | 1,264                       | 1,09    |

\* Significativo a um nível de 5%

É possível verificar na Tabela 5.2 que X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub> e X<sub>3</sub> apresentam significância estatística a um nível de 5%, o que denota que há diferenças significativas nestas variáveis entre os grupos, ou seja, indica que são variáveis apropriadas para a inclusão numa análise univariada. Contrariamente, as variáveis X<sub>4</sub> e X<sub>5</sub> falham neste teste. Não aparentam ter importância para distinguir empresas dos dois grupos, por não haver diferenças significativas entre eles, pelo menos numa ótica univariada. Também Altman (1968) se deparou com este cenário relativamente a X<sub>5</sub> mas refere que a inclui porque, apesar de demonstrar ser irrelevante num contexto univariado, quando em sintonia com outras variáveis, num contexto multivariado, a variável surge como relevante.

A matriz de correlações entre as variáveis, evidencia, à partida, uma boa seleção do conjunto de variáveis para o modelo porque não há nenhum par de variáveis cuja correlação seja muito elevada. A correlação entre X<sub>1</sub> e X<sub>3</sub> é a mais expressiva, embora não demasiadamente elevada

para a sua desconsideração do modelo. O teste de igualdade de médias de grupo fornece fortes evidências de diferenças estatisticamente significativas entre as médias das variáveis pelos grupos. Todos apresentam um *p-value* inferior a 1%.

**Tabela 5.3 - Coeficientes de funções discriminantes canônicas padronizados e Matriz de Estruturas**

| Coeficientes discriminantes padronizados |       | Matriz de Estruturas |       |
|------------------------------------------|-------|----------------------|-------|
| X <sub>1</sub>                           | 0,316 | X <sub>3</sub>       | 0,800 |
| X <sub>2</sub>                           | 0,190 | X <sub>1</sub>       | 0,712 |
| X <sub>3</sub>                           | 0,597 | X <sub>2</sub>       | 0,563 |
| X <sub>4</sub>                           | 0,277 | X <sub>4</sub>       | 0,338 |
| X <sub>5</sub>                           | 0,377 | X <sub>5</sub>       | 0,258 |

A Tabela 5.3 apresenta o índice de importância para cada preditor (coeficientes discriminantes padronizados), o sinal indica a direção da relação com a variável dependente, se maior do que zero a relação é positiva, e se menor a relação é negativa. Como é possível verificar, todos os coeficientes revelam ter uma relação positiva com o *score*, sendo que X<sub>3</sub> é aquela com mais importância para a sua formulação, seguida por X<sub>5</sub>, X<sub>1</sub>, X<sub>4</sub> e X<sub>2</sub>, respetivamente. Este dado segue em conformidade com resultado do teste F que sugeria que num universo univariado a variável X<sub>3</sub> teria reduzidíssima probabilidade de não ser estatisticamente significativa. Por outro lado, X<sub>2</sub> aparece como o preditor mais fraco de todos, contrariando os resultados do teste F, que sugeriam um preditor fidedigno para a análise univariada. Ainda na mesma tabela, observa-se a matriz de estruturas referente à importância relativa dos preditores. Os indicadores mostram a correlação entre cada variável com cada *score* discriminante. Como é visível, X<sub>3</sub> é, mais uma vez, o preditor mais relevante para a equação, seguindo-se X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>4</sub>, terminando na menos importante, X<sub>5</sub>.

A função discriminante resultante:

$$z\text{-score} = -0,316 + 0,651X_1 + 0,210X_2 + 2,206X_3 + 0,087X_4 + 0,432X_5$$

Os *centroids* de grupo resultantes da estimação são respetivamente 0,7 e -0,7 para o grupo das falidas e não falidas. Implica, por tanto um *cut-off point* em zero. De forma a transformar a equação obtida numa semelhante à de Altman (1983a) (sem termo constante) é possível passar o termo constante para o lado esquerdo da equação e mudar o *cut-off point*. Assim, a nova equação pode ser apresentada como:

$$z\text{-score [2]} = 0,651X_1 + 0,210X_2 + 2,206X_3 + 0,087X_4 + 0,432X_5$$

Sendo que o *cut-off point* é 0,316, uma empresa será classificada como falida caso o seu *score* supere 0,316 e não falida, em caso contrário. Com a nova equação (z-score [2]) as classificações passam a ser diferentes face ao z-score original visto que foram estimados novos coeficientes com o objetivo de aumentar a capacidade discriminante do modelo.

**Tabela 5.4 - Resultados das classificações do novo z-score aplicado a empresas recentes**

| Classificações Absolutas |    | Previsto |     | Total |
|--------------------------|----|----------|-----|-------|
|                          |    | F        | NF  |       |
| Resultado                | F  | 157      | 68  | 225   |
|                          | NF | 18       | 207 | 225   |

| Classificações (%) |    | Previsto |       |
|--------------------|----|----------|-------|
|                    |    | F        | NF    |
| Resultado          | F  | 69,8%    | 30,2% |
|                    | NF | 8,0%     | 92,0% |
| Taxa de acerto     |    | 80,9%    |       |

Tendo em conta que o z-score perde alguma capacidade preditiva, o objetivo do teste é tentar perceber a origem desse decréscimo. Os coeficientes originalmente estimados por Altman (1983a) podem ter ficado desajustados (desatualizados) influenciando negativamente a sua capacidade de prever falências. Ora, no caso de o problema ser realmente esse, a re-estimação de um novo modelo com empresas atuais, em princípio, é o suficiente para solucionar o problema, providenciando um conjunto de cinco novos coeficientes (atualizados) assim como um novo *cut-off point*, com maior percentagem de classificações corretas. A nova estimação do modelo de Altman (1983a) pelo MDA resultou num outro modelo ainda menos eficaz, levando a suspeitar que a origem do problema poderá não ter a ver com os coeficientes desatualizados, mas sim na informação utilizada e/ou a respetiva metodologia empregue. Da nova estimação, observou-se que as variáveis  $X_4$ , e  $X_5$  foram sempre obtendo níveis de importância estatística menores do que as demais, o que pode indiciar que a falha de informação pode ter origem em alguma delas. Outro facto assinalável é a elevada discrepância entre os falsos positivos e os falsos negativos. Enquanto 8% das classificações foram falsos positivos, 30,2% foram falsos negativos. Ou seja, existe uma diferença considerável entre erros tipo I e tipo II de quase 22%. A mera comparação dos coeficientes de z-score [1] com o z-score [2] é errónea. Por se tratar de um *score* comparado com uma linha limitadora entre

um grupo e outro, e sendo essa linha diferente entre os dois modelos, muito pouco se pode concluir sobre as flutuações dos coeficientes. Estes resultados seguem em conformidade com as elações de Grice e Ingram (2001) que chegaram à conclusão que o modelo de Altman (1968) deixa de ser útil para prever falências como era nos anos 60. Os autores, com uma amostra de mais de mil empresas de 1988 a 1991 obtiveram uma taxa global de acerto com os coeficientes originais de Altman (1968) de 57,8%. A verdade é que, contraditoriamente (ou não) a taxa global de acerto verificada se reduziu face ao original e a possível solução para tornar o modelo melhor é a inclusão de outras variáveis e a evolução para um modelo mais eficiente.

Como é possível verificar a capacidade global de previsão do modelo baixou face ao modelo original de Altman (1983a) com empresas recentes (teste de H1), 82,7% para 80,9%, uma diferença de 1,8 p.p que embora residual, demonstra e reforça a ideia de que, provavelmente para aumentar este valor outras variáveis terão de ser incluídas no modelo. Seria expetável, que no mínimo, os resultados desta estimação fossem um pouco melhores do que aqueles obtidos no modelo anterior, visto se tratar de uma reformulação de um trabalho realizado há décadas. Neste caso, o teste binomial apresenta um  $p\text{-value} = 0,170$  (Tabela 5.7) (resultado do teste de H1 com o do teste de H2) o que indica que a diferença entre a taxa de acerto obtida neste modelo e a obtida no modelo anterior não é estatisticamente significativa. Mais, os resultados quando analisados com mais detalhe mostram que o modelo é significativamente melhor a prever a não falência do que a falência. Situação similar às classificações obtidas no teste de H1, mas neste caso, a disparidade é mais expressiva.

A baixo encontram-se ambas as funções:

$$z\text{-score [1]} = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

$$z\text{-score [2]} = 0,651X_1 + 0,210X_2 + 2,206X_3 + 0,087X_4 + 0,432X_5$$

Como referido, a comparação direta dos coeficientes estimados das diversas variáveis, não pode ser feita porque os *cut-off points* de ambos os modelos são diferentes. No modelo original de Altman (1983a), as empresas são classificadas como falidas caso o seu z-score seja menor do que 1,09 e não falidas, caso contrário. Neste caso, no essa constante assume o valor de 0,316. Assim sendo, não é possível produzir nenhuma conclusão pela mera comparação dos coeficientes de ambas equações.

Dados os resultados deste teste, o que se suspeita é que os problemas poderão residir na própria metodologia (inadequação do modelo proposto), ou no conjunto de variáveis seleccionadas (omissão ou má seleção de variáveis), já que a re-estimação do modelo foi

incapaz de o melhorar. Para solucionar tal problema procedeu-se uma estimação de outro modelo, adotando uma regressão logística e um conjunto de variáveis explicativas mais vasto e diverso com vista a aumentar o número de previsões corretas.

### **5.3 - Resultados da regressão logística**

O teste de H3 consiste na estimação de um modelo de previsão, utilizando para tal o método *logit*. Neste caso, o output da estimação será uma probabilidade de falência em vez de um *score* para verificar se a empresa se encontra segura ou numa situação de rotura. A estimação de outro modelo com novas variáveis, ocorre porque se suspeita que o decréscimo da taxa de acerto do modelo de Altman (1983a) quando aplicado a empresas recentes, é motivado, principalmente pela inadequação da metodologia, mas também porque o conjunto de variáveis independentes não é o mais apropriado, ou ambos em simultâneo.

Numa primeira fase, assume-se que há apenas<sup>11</sup> omissão de alguma informação estatisticamente relevante, associada à má seleção das variáveis de Altman (1983a). Utiliza-se o z-score como variável independente concomitantemente com um conjunto de outras variáveis novas. Porém, se a deficiência do modelo não tiver que ver apenas com a omissão de informação, mas também com a qualidade da informação já contida no z-score, utilizá-lo como variável explicativa deixa de fazer sentido. A este modelo atribui-se a designação de L1. Numa segunda fase, a regressão ao invés de incorporar o z-score conta com as suas cinco variáveis de forma isolada ( $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$ ), acrescida daquelas também utilizadas em L1. A este modelo atribui-se a designação de L2.

---

<sup>11</sup> Assume-se que a informação contida no z-score nunca contém informação a mais, no pior cenário contém a menos.

Tabela 5.5 - Tabela Resumo das Estimativas de L1 e L2

| Grupo de Vars                | Variáveis              | Logit 1 (L1) |        |         | Logit 2 (L2) |        |         |        |
|------------------------------|------------------------|--------------|--------|---------|--------------|--------|---------|--------|
|                              |                        | B            | Sig.   | Exp (B) | B            | Sig.   | Exp (B) |        |
| Altman                       | Z                      | -1,631       | 0,000  | 0,196   | n.a          | n.a    | n.a     |        |
|                              | X <sub>1</sub> (FMA)   | n.a          | n.a    | n.a     | -2,044       | 0,025  | 0,129   |        |
|                              | X <sub>2</sub> (RTA)   | n.a          | n.a    | n.a     | -2,082       | 0,005  | 0,125   |        |
|                              | X <sub>3</sub> (EBITA) | n.a          | n.a    | n.a     | -6,661       | 0,000  | 0,001   |        |
|                              | X <sub>5</sub> (VA)    | n.a          | n.a    | n.a     | -1,419       | 0,000  | 0,242   |        |
| Novas <sup>12</sup>          | PMR                    | PMR          | -0,070 | 0,017   | 0,933        | -0,080 | 0,012   | 0,923  |
|                              | P. A                   |              | 1,128  | 0,021   | 3,089        | n.a    | n.a     | n.a    |
|                              |                        | PCPP         | n.a    | n.a     | n.a          | -2,026 | 0,017   | 0,132  |
|                              |                        | CPCP         | n.a    | n.a     | n.a          | -1,262 | 0,042   | 0,283  |
|                              | IMPRAI                 | IMPRAI       | -1,453 | 0,015   | 0,234        | -1,314 | 0,025   | 0,269  |
|                              | FPCP                   | FPCP         | 1,747  | 0,008   | 5,740        | 1,337  | 0,047   | 3,806  |
|                              | AFTA                   | AFTA         | -1,510 | 0,025   | 0,221        | -2,728 | 0,005   | 0,065  |
|                              | DITA                   | DITA         | -1,469 | 0,000   | 0,230        | -1,252 | 0,001   | 0,286  |
|                              | Constante              | Constante    | 2,387  | 0,000   | 10,886       | 4,093  | 0,000   | 59,920 |
| Número de estimações         |                        | 24           |        |         | 23           |        |         |        |
| Taxa global de acerto        |                        | 86,9%        |        |         | 87,8%        |        |         |        |
| Falso pos. vs. falso neg.    |                        | 12% / 14,2%  |        |         | 12,4% / 12%  |        |         |        |
| R <sup>2</sup> de Nagelkerke |                        | 0,6846       |        |         | 0,688        |        |         |        |

Tal como referido, fez-se uso de um procedimento de eliminação iterativa de variáveis em função do seu nível de significância estatística. Neste caso, consideraram-se apenas aquelas que apresentavam um nível de significância estatística de 5%. Os resultados da primeira estimação (L1) podem ser observados na Tabela 5.5. É possível verificar que, depois de 24 estimações do modelo pelo *Backwards stepwise selection procedure* apenas sete variáveis foram consideradas para o modelo final. O modelo obteve um R<sup>2</sup> de Nagelkerke<sup>13</sup> de 0,68458 e uma taxa de acerto global de 86,9%.

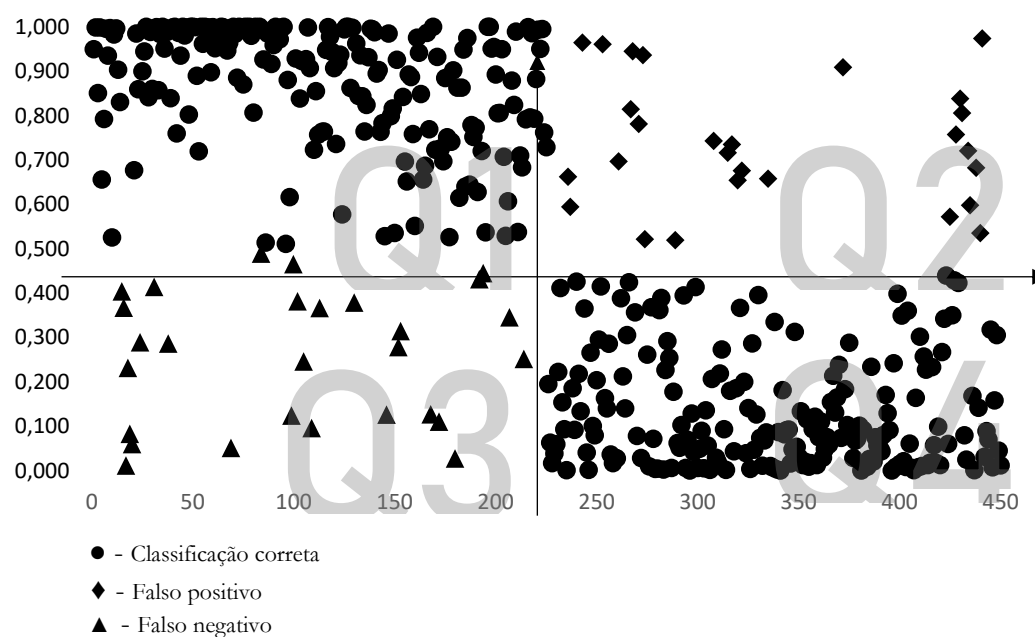
Relativamente à segunda estimação os resultados foram diferentes. Tal como referido, a estimação difere da anterior no aspeto em que deixa de considerar o z-score bruto como variável independente e passa a considerar as variáveis originais de Altman (1983a). Além disso, outra diferença é a exclusão preliminar da variável PA que apresenta forte correlação de Pearson negativa com X<sub>1</sub>, e X<sub>3</sub>. A nova estimação obteve um R<sup>2</sup> de Nagelkerke 0,688 e uma taxa global de acerto de 87,8%. O que significa um ligeiro acréscimo da taxa global de acerto e maior harmonia entre os falsos positivos e falsos negativos. Para além disso, o *BSSP*

<sup>12</sup> Conjunto de variáveis novas – Aquelas que se apresentem em *bold* são consideradas em L1 e L2.

<sup>13</sup> O índice de Nagelkerke pode ser visto como um pseudo R<sup>2</sup>, porque é uma versão corrigida do índice de Cox e Snell no aspeto em que o limita a um intervalo entre 0 e 1.

deixou de eliminar algumas variáveis, que desta vez se apresentam com considerável significância estatística para o modelo. Apesar de serem genericamente semelhantes em resultado (L1 e L2), as pequenas diferenças entre ambos podem dizer muito acerca da qualidade da seleção das variáveis do modelo de Altman (1983a) porque o conjunto de variáveis originalmente considerado pelo autor pode não ser o ideal.

**Figura 1 – Diagrama das classificações obtidas em L2**



A Figura 2 apresenta as classificações de L2. Por este apresentar uma taxa global de acerto melhor do que o primeiro modelo e melhor  $R^2$  de Nagelkerke, será utilizado para as seguintes análises. Os quadrantes Q2 e Q3, apresentam algumas classificações que são sinónimo de previsões falhadas pelo modelo, porém as maiores concentrações de classificações formam *clusters* povoando os quadrantes Q1 e Q4, o que, à partida, contribui para o conceito de um modelo razoável de previsão de falência de empresas.

**Tabela 5.6 - Tabela resumo das classificações obtidas**

| Modelo                | z-score [1] |         | z-score [2] | L2      |
|-----------------------|-------------|---------|-------------|---------|
| Conjunto de empresas  | Antigo      | Recente | Recente     | Recente |
| Taxa global de acerto | 94%         | 82,7%   | 80,9%       | 87,8%   |

**Tabela 5.7 - Significância estatística das diferenças entre taxas de acerto (p-value)**

| Modelo                | z-score [1] (Recente) | z-score [2] | L2     |
|-----------------------|-----------------------|-------------|--------|
| z-score [1] (Antigo)  | 0,000*                | 0,000*      | 0,000* |
| z-score [1] (Recente) | n.a.                  | 0,170       | 0,002* |
| z-score [2]           | 0,186                 | n.a.        | 0,000* |
| L2                    | 0,001*                | 0,000*      | n.a.   |

\* Significante a um nível de 1% ( $p\text{-value} < 0,01$ )

Sobre L2, os dados sugerem o seguinte:

A componente da gestão de tesouraria representada principalmente por  $X_1$  (Fundo de Maneio / Ativo Total) assume considerável importância para a previsão de falências. Porém, não aparenta, por si só, ser suficientemente esclarecedora sobre a forma como a gestão da tesouraria é exercida. No conjunto de variáveis novas, PMR, CPCP e FPCP surgem como potenciais complementos para  $X_1$  porque dizem todas respeito à temática do fundo de maneio. Contêm, talvez a informação que a variável  $X_1$ , por si só não consegue explicar.

1. PMR referente ao prazo médio de recebimentos da empresa aparenta ter uma relação negativa com a probabilidade de falência, o que significa que quanto mais tarde, em média, as empresas receberem, *ceteris paribus*, menos probabilidade têm de enfrentar uma situação de falência dentro de ano. Por este estudo se focar na probabilidade de falência das empresas dentro de um ano, aquelas empresas que estendem os seus prazos de recebimento podem estar a adiar um mal que potencialmente culminará na falência no longo prazo. Recebendo mais tarde poderão atrair mais clientes e serem mais competitivos, mas agravam a sua situação financeira no longo prazo. Talvez se o presente estudo se centrasse numa análise para um horizonte temporal mais longo, esta variável teria outro sinal. Pode, por outro lado, ter que ver com a diminuição do volume de vendas mais do que proporcional aos créditos a clientes, indicando potencialmente uma situação de falência iminente onde a empresa deixa de vender, mas mantém créditos por liquidar.
2. CPCP refere-se à proporção de Disponibilidades (*Cash*) face ao Passivo de Curto Prazo e apresenta-se com um coeficiente negativo, significado de relação negativa com a probabilidade de falência. Na prática o que os dados revelam é que são menos prováveis de falir aquelas empresas que tem algumas disponibilidades face ao seu volume de passivo corrente. Provavelmente significado de liquidez.

3. FPCP é a variável que diz respeito ao peso relativo das Dívidas a Fornecedores no Total do Passivo de Curto prazo. Quando a análise é feita do ponto de vista de uma variação no numerador, os dados sugerem que empresas que aumentam as suas dívidas a fornecedores sem aumentar outras dívidas correntes são mais prováveis de falir. A composição da estrutura de Passivo Corrente é um fator importante para a sobrevivência da empresa. Provavelmente o acúmulo de dívidas pode ser um sinal de que a empresa tem problemas de tesouraria e, conseqüentemente, é mais propensa a falir.

A estrutura do passivo tem influência no sucesso da empresa. É possível verificar que a variável PCPP, que representa o peso do Passivo corrente no Passivo total, tem influência negativa na probabilidade de falência. Mais (menos) passivo de curto (longo) prazo, significa menor (maior) probabilidade de rotura. A estimação excluiu  $X_4$  (Capital próprio/Passivo) que seria uma variável com informação sobre a estrutura de capitais da empresa. Aparentemente, deixou de ser estatisticamente significativa e pode ter havido um processo de substituição entre esta e PCPP (Passivo de Curto Prazo/Passivo total). Atualmente, as empresas, para sobreviver, dependem mais da composição do capital alheio do que da estrutura da origem dos capitais. A origem dos capitais perde relevância, sendo que ganha importância, neste contexto, a maturidade dele.

A variável  $X_2$  (Resultados transitados / Ativo Total), demonstra alguma solidez apresentando-se com um  $p\text{-value} = 0,005$  o que demonstra que é uma variável pertinente para o modelo. Altman (1983a) quando selecionou esta variável tinha em mente introduzir o fator idade da empresa na sua análise para verificar de que forma é que empresas mais antigas reagem a crises em relação a empresas mais recentes. Efetivamente, o paradigma não mudou, empresas mais antigas tem mais hipóteses de se manter vivas.

Assim como a idade da empresa, o tamanho físico da empresa é também um fator importante para evitar a falência. A variável AFTA, (Ativos fixos tangíveis e Ativo total), foi incluída para servir de *proxy* para a dimensão física das empresas. Visto se tratar de uma análise a empresas do setor industrial é expectável trabalhar com empresas com enormes volumes de ativos tangíveis e como tal considerou-se que seria útil verificar de que forma o tamanho de uma empresa influencia a sua probabilidade de falência. Neste caso, o tamanho de uma empresa é um fator que a mantém viva, fator também considerado por Ohlson (1980) na sua análise, ainda que com uma métrica diferente, o sinal da relação tamanho e probabilidade de falência é igual.

IMPRAI diz respeito à taxa efetiva de imposto sobre o rendimento que a empresa está sujeita, é calculado pela divisão dos impostos pelo resultado antes de impostos. Dos dados fica patente que empresas com o IMPRAI mais alto têm menos probabilidade de falir, muito provavelmente por este ser um sinal de resultados anteriores negativos. Trata-se de um imposto sobre o rendimento pelo que empresas com resultados negativos não pagam e isso pode ser um mau sintoma.

A variável DITA é uma *dummy* que representa empresas italianas, neste caso, assume o valor de 1 caso dada empresa seja italiana e 0 caso contrário. Existe uma variável deste género para cada país para verificar de que forma as falências ocorrem pelos diferentes países da UE, porém apenas esta foi considerada estatisticamente significativa para o modelo. E o que se pode concluir é que de um conjunto de empresas dos estados membros da UE, as empresas italianas são mais propensas a falir. Foram incluídas diversas variáveis macroeconómicas neste estudo, mas todas foram eliminadas pelo BSSP. No entanto, esta *dummy* funciona como um índice geral da conjuntura económica de um país, agregando todas informações inerentes àquela economia, em particular. Assim, os dados macro revelaram-se insignificantes para o modelo, mas consegue-se, pelo menos concluir que as empresas italianas têm tendência para falir, talvez fruto da economia, ou outros fatores nacionais. Quer isto dizer que nada se pode concluir em relação aos dados macro utilizados como variáveis para prever falências, mas não é descartável a sua importância.

A taxa de acerto aumentou significativamente face aos resultados obtidos com os coeficientes e metodologia de Altman (1983a), 0,2% é a probabilidade desse aumento não ser estatisticamente significativo. Verificou-se um aumento da taxa global de acerto para 87,8%, um incremento de 5,1 p.p face ao z-score [1] aplicado a empresas recentes e 6,9 p.p face ao z-score [2]. É, no entanto, de notar que, apesar de o modelo apresentar uma taxa global de acerto relativamente satisfatória ainda faltam 6,2 p.p para atingir a os valores do modelo original de Altman (1983a).

A diferença entre os falsos positivos e falsos negativos é mínima, 0,4% precisamente. Contrária à diferença verificada na re-estimação do modelo de Altman (1983a), 22%. Significa isto que o modelo é tão bom a prever a falência como a não falência.

## 6 - Conclusão

A presente dissertação teve como objetivo fazer uma análise crítica ao z-score de Altman (1983a), nomeadamente verificar se o modelo mantém ou diminui a sua capacidade preditiva com o passar dos anos, tentar perceber os fatores que deterioram a qualidade do modelo e propor alterações com vista a melhorá-lo.

A análise ao z-score ocorreu segundo três fases. A primeira, consistiu numa análise à capacidade preditiva do z-score com os dados de empresas atuais comparando o z-score de um conjunto de empresas com o respetivo *cut-off point*. Na segunda fase, reestimou-se o z-score, com os dados de empresas atuais, segundo a mesma metodologia empregue pelo autor. Na terceira fase fez-se uso de uma regressão *logit*, a qual utiliza o z-score como variável independente assim como um vasto conjunto de outras variáveis.

Os resultados obtidos evidenciaram uma degradação da qualidade do z-score enquanto preditor de falências, quando comparado o seu desempenho atual com o verificado na década de 60. Verificou-se que a regressão logística obteve melhores resultados no que toca à taxa de acerto global quando comparado com a análise discriminante. Além disso, outras variáveis foram incluídas no modelo por serem estatisticamente significativas, complementando a informação já contida no z-score. Observou-se que a componente do Fundo de Maneio permaneceu relevante para o risco de as empresas falirem. Porém, em harmonia com outros três rácios auxiliares obtém melhores resultados porque adiciona informação mais específica ao modelo sobre a forma como a gestão de curto prazo é conduzida na empresa o que significa que a análise tem de ser feita de forma pluridimensional, e não observada de apenas um ângulo. Outro dado relevante é que a questão da estrutura de capitais, que aparenta perder a relevância no contexto das empresas atuais do setor em estudo, pelo menos para o risco de falência. O que se verificou é que, as empresas de hoje são mais propensas à falência dependendo da sua estrutura de Passivo, isto é, empresas cujo Passivo total seja composto maioritariamente por dívidas correntes tem menos probabilidade de se encontrar numa situação de rotura. Viu-se também, que empresas maiores em tamanho físico são menos suscetíveis. Este dado segue em conformidade com Ohlson (1980) que também no seu modelo considerou esta variável (ainda que de outra forma) como fator relevante. Depois, observou-se que a nacionalidade das empresas é um fator importante para a probabilidade de falência, porém apenas se forem italianas. Aparentemente as empresas italianas são mais propensas a falir. Uma outra conclusão importante tem que ver com o facto de todas as

variáveis de natureza macroeconómica terem sido excluídas do modelo por falta de significância estatística. A taxa de desemprego, o *deficit*, a dívida em percentagem do PIB, entre outros, surgem como variáveis sem significância para a determinação do risco das empresas falirem. O objetivo da sua inclusão era tornar o modelo mais completo adicionando uma componente de risco económico já que as restantes estão relacionadas com aspetos individuais da empresa.

Os resultados obtidos assumem considerável importância porque indicam que o z-score não tem mais a capacidade preditiva que tinha na altura da sua estimação. Indicam, ainda que a forma como as falências de empresas ocorrem é mais complexa porque depende, agora de mais fatores.

A principal dificuldade associada à elaboração deste estudo está relacionada com a recolha dos dados. A fonte dos dados aqui utilizados apesar de bastante complexa e diversa é ainda um pouco incompleta do que toca a alguns detalhes financeiros de certos países. Por este trabalho se focar nos 28 estados-membros da UE seria interessante obter uma amostra mais completa no sentido em que deveria englobar empresas de todos os estados. Tal não foi possível pois apenas empresas de alguns países apresentavam contas 100% válidas, resultando na exclusão de muitas empresas da amostra.

Investigações futuras podem-se debruçar sobre o tema alargando o período entre os dados e momento de falência, ou seja, verificar como as taxas de acerto global se alteram à medida que são realizadas previsões de falência para diferentes horizontes temporais e nessa análise reconsiderar o conjunto de variáveis aqui utilizado porque alguns rácios e indicadores podem-se revelar mais relevantes num contexto de previsão de medio-longo prazo. Além disso, utilizar *proxys* para certos rácios que possam, neste trabalho, ter eliminado muitas empresas de países da UE pela omissão de informação na base de dados.

## 7 - Apêndices

**Tabela 7.1 - Variáveis no modelo *logit* 1 (L1)**

|                  | B      | S.E.  | Wald   | df | Sig.  | Exp(B) | 95% C.I. para EXP(B) |          |
|------------------|--------|-------|--------|----|-------|--------|----------------------|----------|
|                  |        |       |        |    |       |        | Inferior             | Superior |
| <b>Z</b>         | -1,631 | 0,197 | 68,390 | 1  | 0,000 | 0,196  | 0,133                | 0,288    |
| <b>PMR</b>       | -0,070 | 0,029 | 5,695  | 1  | 0,017 | 0,933  | 0,881                | 0,988    |
| <b>PA</b>        | 1,128  | 0,490 | 5,297  | 1  | 0,021 | 3,089  | 1,182                | 8,070    |
| <b>IMPRAI</b>    | -1,453 | 0,595 | 5,959  | 1  | 0,015 | 0,234  | 0,073                | 0,751    |
| <b>FPCP</b>      | 1,747  | 0,656 | 7,089  | 1  | 0,008 | 5,740  | 1,586                | 20,776   |
| <b>AFTA</b>      | -1,510 | 0,672 | 5,044  | 1  | 0,025 | 0,221  | 0,059                | 0,825    |
| <b>DITA</b>      | -1,469 | 0,377 | 15,168 | 1  | 0,000 | 0,230  | 0,110                | 0,482    |
| <b>Constante</b> | 2,387  | 0,496 | 23,139 | 1  | 0,000 | 10,886 |                      |          |

**Tabela 7.2 - Variáveis no modelo *logit* 2 (L2)**

|                            | B      | S.E.  | Wald   | df | Sig.  | Exp(B) | 95% C.I. para EXP(B) |          |
|----------------------------|--------|-------|--------|----|-------|--------|----------------------|----------|
|                            |        |       |        |    |       |        | Inferior             | Superior |
| <b>X<sub>1</sub>/FMA</b>   | -2,044 | 0,910 | 5,045  | 1  | 0,025 | 0,129  | 0,022                | 0,771    |
| <b>X<sub>2</sub>/RTA</b>   | -2,082 | 0,737 | 7,989  | 1  | 0,005 | 0,125  | 0,029                | 0,528    |
| <b>X<sub>3</sub>/EBITA</b> | -6,661 | 1,455 | 20,961 | 1  | 0,000 | 0,001  | 0,000                | 0,022    |
| <b>X<sub>5</sub>/VA</b>    | -1,419 | 0,275 | 26,630 | 1  | 0,000 | 0,242  | 0,141                | 0,415    |
| <b>PMR</b>                 | -0,080 | 0,032 | 6,273  | 1  | 0,012 | 0,923  | 0,867                | 0,983    |
| <b>PCPP</b>                | -2,026 | 0,846 | 5,731  | 1  | 0,017 | 0,132  | 0,025                | 0,693    |
| <b>CPCP</b>                | -1,262 | 0,620 | 4,144  | 1  | 0,042 | 0,283  | 0,084                | 0,954    |
| <b>IMPRAI</b>              | -1,314 | 0,586 | 5,029  | 1  | 0,025 | 0,269  | 0,085                | 0,847    |
| <b>FPCP</b>                | 1,337  | 0,673 | 3,940  | 1  | 0,047 | 3,806  | 1,017                | 14,244   |
| <b>AFTA</b>                | -2,728 | 0,980 | 7,753  | 1  | 0,005 | 0,065  | 0,010                | 0,446    |
| <b>DITA</b>                | -1,252 | 0,379 | 10,911 | 1  | 0,001 | 0,286  | 0,136                | 0,601    |
| <b>Constante</b>           | 4,093  | 0,955 | 18,371 | 1  | 0,000 | 59,920 |                      |          |

**Tabela 7.3 - Tabela de classificações L1 e L2**

| Modelo            | L1       |       | L2       |       |
|-------------------|----------|-------|----------|-------|
|                   | Previsto |       | Previsto |       |
|                   | F        | NF    | F        | NF    |
| Verificado        | F        | 193   | 198      | 27    |
|                   | NF       | 27    | 29       | 196   |
| Total correto (%) |          | 86,9% |          | 87,8% |

## 8 - Referências Bibliográficas

A.Hillegeist, S., Keating, E. K., Cram, D. P., & Lundstedt. (2004). Assessing the Probability of Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5-34. doi:10.1023/B:RAST.0000013627.90884.b7

Acharya, V. V., Eisert, T., Eufinger, C., & Hirsch, C. (2018). Real Effects of the Sovereign Debt Crisis in Europe: Evidence from Syndicated Loans. *Review of Financial Studies*, 31(8), 2856-2896. doi:10.1093/rfs/hhy045

Acharyaa, V. V., & Steffenb, S. (2015). The “greatest” carry trade ever? Understanding eurozone bank risks. *Journal of Financial Economics*, 115(2), 215-236. doi:10.1016/j.jfineco.2014.11.004

Ahmed, D. B. (2017). A Descriptive Study of Altman's Z Score Model in Bankruptcy Prediction. *Global Journal for Research Analysis*, 6(4), 459-461. doi:10.24924/ijabm/2015.11/v3.iss2/178.186

Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609. doi:10.2307/2978933

Altman, E. I. (1983a). *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding, and Dealing with Bankruptcy* (Frontiers in Finance Series). Nova Iorque: John Wiley & Sons.

Altman, E. I. (1983b). Why Businesses Fail. *Journal of Business Strategy*, 3(4), 15-21. doi:10.1108/eb038985

Altman, E. I. (2000). *Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and Zeta Models*. Workingpaper, Stern School of Business. Universidade de Nova Iorque.

Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1, 29-57. doi:10.1016/0378-4266(77)90017-6

Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy - Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. Hoboken: John Wiley & Sons.

- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. *Abacus*, 43(3), 332-357. doi:10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x
- Altman, E. I., & Saunders, A. (1998). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance*, 21(11-12), 1721-1742.
- Antão, M. G., Peres, C. J., & Marques, H. M. (2018). Taxonomia da Falência e a Recuperação de Empresas – O Porquê do Insucesso. *European Journal of Applied Business Management, Special Issue of ICABM2018*, 30-58.
- Aziz, A., Emanuel, D. C., & Lawson, G. H. (1988). Bankruptcy prediction - An investigation of cash flow based models. *Journal of Management Studies*, 25(5), 419-437. doi:10.1111/j.1467-6486.1988.tb00708.x
- Balcaen, S., & Ooghe, H. (2004). 35 years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems. *British Accounting Review*, 38(1), 63-93. doi:10.1016/j.bar.2005.09.001
- Bandyopadhyay, A. (2006). Predicting probability of default of Indian corporate bonds: logistic and Z-score model approaches. *Journal of Risk Finance*, 7(3), 255-272. doi:10.1108/15265940610664942
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. doi:10.2307/2490171
- Becchetti, & Sierra. (2002). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms,. *Journal of Banking & Finance*, 27(11), 2099-2120. doi:10.1016/S0378-4266(02)00319-9
- Berg, D. (2006). Bankruptcy prediction by generalized additive models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 23(2), 129-143. doi:10.1002/asmb.658
- Bernhardsen, E. (2001). *A Model of Bankruptcy Prediction*. Oslo: Norges Bank.
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1-25. doi:10.2307/2490525

Breia, A., Mata, M., & Pereira, V. (2014). *Análise Económica e Financeira - Aspectos teóricos e casos práticos*. Lisboa: Rei dos Livros.

Charalambakis, E. C., & Garrett, I. (2019). On corporate financial distress prediction: What can we learn from private firms in a developing economy? Evidence from Greece. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 52(52), 467–491. doi:10.1007/s11156-018-0716-7

Charitou, A., & Trigeorgis, L. (2002). Option-Based Bankruptcy Prediction. *EFMA 2000 Athens*. doi:10.2139/ssrn.248709

Chuang, H. M., & Tam, K. Y. (1992). A comparative analysis of inductive-learning algorithms. Intelligent Systems in Accounting. *Finance and Management*, 2(1), 3-18. doi:10.1002/j.1099-1174.1993.tb00031.x

Dambolena, I. G., & Khoury, S. J. (1980). Ratio stability and corporate failure. *Journal of Finance*, 35(4), 1017–1026. doi:10.2307/2327217

Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179. doi:10.2307/2490225

Dimitras, A., Zanakis, S., & Zopudinis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on failure prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487-513. doi:10.1016/0377-2217(95)00070-4

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

Enguídanos, A. M. (1994). Los modelos de prediccion del fracaso empresarial: Una aplicacion empirica del logit. *Revista Española de financiación y contabilidad*, 24(78), 203-233.

Farinha, L., Spaliara, M.-E., & Tsoukas, S. (2017). *Bank funding shocks and firm performance: New evidence from the sovereign debt crisis*. (Working Papers w201824). Lisboa: Banco de Portugal, Economics and Research Department.

Fisher, R. A. (1936). The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, 7(2), 179-188. doi:10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x

- Gentry, J. A., Newbold, P., & Whitford, D. T. (1985). Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 146-160. doi:10.2307/2490911
- Gloubos, S., & Grammatikos, T. (1988). The Success of Bankruptcy Prediction Models in Greece. *Studies in Banking & Finance*, 7(1), 37-46.
- Gombola, M. J., & Ketz, J. E. (1983). A note on cash flow and classification patterns of financial ratios. *Accounting Review*, 3(1), 105-114.
- Grice, J. S., & Ingram, R. W. (2001). Tests of the generalizability of Altman's bankruptcy prediction model. *Journal of Business Research*, 54(1), 53-61. doi:10.1016/S0148-2963(00)00126-0
- Gupta, J., Barzotto, M., & Khorasgani, A. (2018). Does size matter in predicting SMEs failure? *International Journal of Finance & Economics*, 23(4), 571-605. doi:10.1002/ijfe.1638
- Huang, A. Y. (2013). To what extent does the European Debt Crisis affect both the European and the Global Economies. *Lewis Honors College Capstone Collection*, 1.
- Jo, H., & Han, I. (1996). Integration of case-based forecasting, neural network, and discriminant analysis for bankruptcy prediction. *Expert System with Applications*, 11(4), 415-422. doi:10.1016/S0957-4174(96)00056-5
- Jo, H., Han, I., & Lee, H. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert System with Applications*, 13(2), 91-108. doi:10.1016/S0957-4174(97)00011-0
- Johnsen, T., & Melicher, R. W. (1994). Predicting Corporate Bankruptcy and Financial Distress: Information Value Added by Multinomial Logit Models. *Journal of Economics and Business*, 46(4), 269-286. doi:10.1016/0148-6195(94)90038-8
- Joos, P., Bourdeaudhuij, C. D., & Ooghe, H. (1995). Financial distress models in Belgium: the results of a decade of empirical research. *International Journal of Accounting*, 30(5), 245 - 274.
- Keasey, K., & Watson, R. (1987). Non-Financial Symptoms and the Prediction of Small Company Failure: A Test of Argenti's Hypotheses. *Journal of Business Finance & Accounting*, 14(3), 335-354. doi:10.1111/j.1468-5957.1987.tb00099.x

- Klieštík, T., Kočíšová, K., & Mišanková, M. (2015). Logit and Probit Model used for Prediction of Financial Health of Company. *Procedia Economics and Finance*, 23, 850-855. doi:10.1016/s2212-5671(15)00485-2
- Lennox, C. (1999). Identifying Failing Companies: A Reevaluation of the Logit, Probit and DA Approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4), 347–364. doi:10.1016/S0148-6195(99)00009-0
- Liu, J. (2009). Business Failures and Macroeconomic Factors in the UK. *Bulletin of Economic Research*, 61(1), 0307-3378. doi:10.1111/j.1467-8586.2008.00294.x
- Mensah, Y. M. (1984). An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380-395. doi:10.2307/2490719
- Mossman, C. E., Bell, G. G., Swartz, L. M., & Turtle, H. (1998). An empirical comparison of bankruptcy models. *Financial review*, 33(2), 35-54. doi:10.1111/j.1540-6288.1998.tb01367.x
- Nam, J.-H., & Jinn, T. (2000). Bankruptcy Prediction: Evidence from Korean Listed Companies during the IMF Crisis. *Journal of International Financial Management and Accounting*, 11(3), 178-197.
- Niskanen, M. (2017). *Bankruptcy prediction methods: A comparison with Finnish data*. (Bachelor's Thesis), School of Business and Governance Department of Business Administration, Tallinn.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. doi:10.2307/2490395
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (1990). Development of a class of stable predictive variables: The case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 31-51. doi:10.1111/j.1468-5957.1990.tb00548.x
- Scott, J. (1980). The probability of bankruptcy - A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models. *Journal of Banking and Finance*, 5(3), 317-344. doi:10.1016/0378-4266(81)90029-7

Scott, J. (1981). The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking and Finance*, 5(3), 317–344. doi:10.1016/0378-4266(81)90029-7

Tseng, F.-M., & Hu, Y.-C. (2010). Comparing four bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks. *Expert Systems with Applications*, 37(3), 1846-1853. doi:10.1016/j.eswa.2009.07.081

Tugas, F. C. (2012). A Comparative Analysis of the Financial Ratios of Listed Firms Belonging to the Education Subsector in the Philippines for the Years 2009-2011. *International Journal of Business and Social Science*, 21(3), 173-190.

Vlieghe, G. W. (2001). *Indicators of fragility in the UK corporate sector*. Monetary Assessment and Strategy Division. London: Bank of England.

Wadhwani, S. B. (1986). Inflation, Bankruptcy, Default Premia and the Stock Market. *Economic Journal*, 96(381), 120-138. doi:10.2307/2233429

Walter, J. (1957). Determination of Technical Insolvency. *Journal of Business*, 40, 30-43.

Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34-45. doi:10.1016/j.jcae.2010.04.002

Xu, M., & Zhang, C. (2008). Bankruptcy prediction: the case of Japanese listed companies. *Review of Accounting Studies*, 14(4), 534-558. doi:10.1007/s11142-008-9080-5

Yazdanfar, D. (2008). The bankruptcy determinants of Swedish SMEs. *Institute for Small Business & Entrepreneurship*, 5(7).

Zavgren, C. (1983). The Prediction of Corporate Failure: The State of the Art. *Journal of Accounting Literature*, 2(1), 1-37.

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82. doi:10.2307/2490859

## 9 - Webgrafia

Tribunal de Justiça Europeu (2019). *Insolvência*. Retirado de [https://e-justice.europa.eu/content\\_insolvency-447-pt.do](https://e-justice.europa.eu/content_insolvency-447-pt.do). Acedido em Junho de 2019.

Comissão Europeia – Eurostat (2008). *NACE Rev. 2 - Statistical classification of economic activities in the European Community*. Retirado de <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-manuals-and-guidelines/-/KS-RA-07-015?inheritRedirect=true>. Acedido em Junho de 2019.

## 10 - Anexos

**Tabela 10.1 - Secção C, NACE Rev. 2**

| Divisão | Descrição                                                                                                          |
|---------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 10      | Indústrias Alimentares                                                                                             |
| 11      | Indústria de Bebidas                                                                                               |
| 12      | Indústria do tabaco                                                                                                |
| 13      | Fabricação de têxteis                                                                                              |
| 14      | Indústria do vestuário                                                                                             |
| 15      | Indústria do couro e dos produtos do couro                                                                         |
| 16      | Indústria da madeira e da cortiça e suas obras, exceto mobiliário; fabricação de obras de cestaria e de espartaria |
| 17      | Fabricação de pasta, de papel, cartão e seus artigos                                                               |
| 18      | Impressão e reprodução de suportes gravados                                                                        |
| 19      | Fabricação de coque, de produtos petrolíferos refinados e de aglomerados de combustíveis                           |
| 20      | Fabricação de produtos químicos e de fibras sintéticas ou artificiais, exceto produtos farmacêuticos               |
| 21      | Fabricação de produtos farmacêuticos de base e de preparações farmacêuticas                                        |
| 22      | Fabricação de artigos de borracha e de matérias plásticas                                                          |
| 23      | Fabricação de outros produtos minerais não metálicos                                                               |
| 24      | Indústrias metalúrgicas de base                                                                                    |
| 25      | Fabricação de produtos metálicos, exceto máquinas e equipamentos                                                   |
| 26      | Fabricação de equipamentos informáticos, equipamento para comunicações e produtos eletrónicos e óticos             |
| 27      | Fabricação de equipamento elétrico                                                                                 |
| 28      | Fabricação de máquinas e de equipamentos, n.e.                                                                     |
| 29      | Fabricação de veículos automóveis, reboques, semi-reboques e componentes para veículos automóveis                  |
| 30      | Fabricação de outro equipamento de transporte                                                                      |
| 31      | Fabricação de mobiliário e de colchões                                                                             |
| 32      | Outras indústrias transformadoras                                                                                  |
| 33      | Reparação, manutenção e instalação de máquinas e equipamentos                                                      |

**Tabela 10.2 - Lista de Variáveis selecionadas e respetiva eliminação**

| Grupo de Variáveis               | Variável                                   | Sigla                         | Autor(s)                                                    |
|----------------------------------|--------------------------------------------|-------------------------------|-------------------------------------------------------------|
| Liquidez                         | Liquidez Geral                             | LG                            | Beaver (1966); Ohlson (1980)[inverso]                       |
|                                  | Liquidez Imediata                          | LI                            | Blum (1974); Altman (1968)                                  |
|                                  | Prazo médio de Recebimentos                | PMR                           | Mensah (1984)                                               |
|                                  | FM/Ativo total                             | X <sub>1</sub> (FMA)          | Beaver (1966); Altman (1983a); Deakin (1972); Ohlson (1980) |
| Rotação                          | Rotação dos ativos                         | X5/VA                         | Altman (1983a)                                              |
|                                  | Rotação Stock *                            | ROTS                          |                                                             |
|                                  | Rotação de FM                              | ROTFM                         | Mensah (1984)                                               |
|                                  | Rotação Passivo                            | ROTP                          | Lennox (1999)                                               |
| Rendibilidade                    | Resultado L./Ativo                         | RLA                           | Beaver (1966); Ohlson (1980); Zmijewski (1984)              |
|                                  | Resultado L./Capital Próprio               | RLCP                          |                                                             |
|                                  | EBITDA/Ativo                               | EBITDAA                       | Altman e Sobato (2007); Mensah (1984)                       |
|                                  | EBIT/Ativo                                 | X <sub>3</sub> (EBITA)        | Altman (1983a)                                              |
|                                  | Margem EBITDA                              | EBITDA                        |                                                             |
|                                  | Margem EBIT                                | EBIT                          | Mensah (1984)                                               |
|                                  | Resultado L./Passivo                       | RLP                           | Beaver (1966), Mensah (1984)                                |
|                                  | RL/Vendas                                  | RLV                           | Beaver (1966)                                               |
| Endividamento                    | Capital Próprio/Passivo total              | X <sub>4</sub> (CPP)          | Altman (1983a)                                              |
|                                  | Divida LP/Passivo total                    | DLPP                          |                                                             |
|                                  | Dummy PA                                   | PA                            | Ohlson (1980)                                               |
|                                  | Passivo corrente/Passivo                   | PCP                           |                                                             |
| Rátios de funcionamento e outros | Cientes/Ativo CP                           | CLIA                          |                                                             |
|                                  | Inventários/Ativo CP                       | INVA                          | Mensah (1984)                                               |
|                                  | Cash/Ativo CP                              | CASHA                         | Mensah (1984); Lennox (1999)                                |
|                                  | Juros/Passivo                              | JURP                          | Altman e Sobato (2007)                                      |
|                                  | Impostos/RAI                               | IMPRAI                        | Mensah (1984); Altman e Sobato (2007)                       |
|                                  | Fornecedores/Passivo CP                    | FPCP                          |                                                             |
|                                  | AFT/Ativo                                  | AFTA                          |                                                             |
|                                  | LOG (nº de funcionários)                   | LOGF                          | Lennox (1999)                                               |
|                                  | LOG (Ativo/nº de funcionários)             | LOGAF                         |                                                             |
|                                  | LOG (Vendas/ nº de funcionários)           | LOGVF                         |                                                             |
|                                  | Tamanho (Ln(Ativo total)- (Ln(1000))^(1/2) | SIZE                          | Bernhardsen (2001) [parecido]                               |
| Macroeconómicos                  | Taxa de inflação                           | INF                           | Wadhvani (1986)                                             |
|                                  | Taxa de crescimento PIB                    | PIB                           | Altman (1983b)                                              |
|                                  | Divida/PIB                                 | DIPIB                         |                                                             |
|                                  | Deficit/PIB                                | DEPIB                         |                                                             |
|                                  | Taxa de desemprego                         | TXD                           |                                                             |
|                                  | PIB per capita                             | PIBC                          |                                                             |
|                                  | Balança Comercial/PIB                      | BCPIB                         |                                                             |
|                                  | Dummy por País                             | D(Três iniciais de cada país) |                                                             |

**Tabela 10.3 - Matriz de correlação entre as variáveis**

|                | X <sub>1</sub> | X <sub>2</sub> | X <sub>3</sub> | X <sub>4</sub> | X <sub>5</sub> |
|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| X <sub>1</sub> | 1,000          | 0,401          | 0,498          | 0,133          | -0,035         |
| X <sub>2</sub> |                | 1,000          | 0,374          | 0,131          | -0,034         |
| X <sub>3</sub> |                |                | 1,000          | 0,065          | -0,114         |
| X <sub>4</sub> |                |                |                | 1,000          | -0,119         |
| X <sub>5</sub> |                |                |                |                | 1,000          |

**Tabela 10.4 - Teste de igualdade de médias de grupo**

| Testes de igualdade de médias de grupo |                 |         |     |     |       |
|----------------------------------------|-----------------|---------|-----|-----|-------|
|                                        | Lambda de Wilks | Z       | df1 | df2 | Sig.  |
| X <sub>1</sub>                         | 0,800           | 111,788 | 1   | 448 | 0,000 |
| X <sub>2</sub>                         | 0,865           | 69,922  | 1   | 448 | 0,000 |
| X <sub>3</sub>                         | 0,761           | 140,841 | 1   | 448 | 0,000 |
| X <sub>4</sub>                         | 0,947           | 25,124  | 1   | 448 | 0,000 |
| X <sub>5</sub>                         | 0,968           | 14,657  | 1   | 448 | 0,000 |