
Previsão de Falência em Portugal

Ana Catarina Matos Correia

Dissertação

Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientado por

Prof. David Emanuel Cruz Poço da Ressurreição Cardoso

2024

Agradecimentos

Começo por agradecer ao meu orientador, Professor David Emanuel Cruz Poço da Ressurreição Cardoso, por toda a ajuda e apoio ao longo de todo o processo.

Aos meus pais, por todo o apoio incondicional ao longo destes anos.

Ao meu namorado, por todo o apoio e paciência ao longo deste processo, sendo o meu braço direito.

Aos meus amigos que sempre me deram motivação para continuar.

Muito obrigada!

Resumo

A presente dissertação tem como objetivo compreender qual o melhor modelo para prever situações de falência no tecido empresarial português, se o modelo de Altman (1968) ou o modelo de Altman e Sabato (2007) criado especificamente para Pequenas e Médias Empresas.

De modo a atingir tal objetivo, foram criadas duas hipóteses (H): H1 – a capacidade preditiva do modelo de Altman (1968) diminuiu ao longo do tempo em Portugal; e H2: o modelo de Altman e Sabato (2007) apresenta maior capacidade preditiva do que o modelo de Altman (1968) na realidade portuguesa.

Para testar tais hipóteses, extraiu-se uma amostra da base de dados SABI constituída por 216 empresas portuguesas, 108 em estado de insolvência e 108 ativas, com referência ao triénio 2021-2023. As empresas selecionadas localizam-se na região Norte e inserem-se no setor do Comércio, visto que, segundo o Instituto Nacional de Estatística, constituem o binómio com maior registo de falências.

Inicialmente, foi aplicado o modelo de Altman (1968) à amostra referida para os 3 anos anteriores à falência, tendo-se obtido uma capacidade preditiva reduzida (61%) e um nível de erros elevado. Posteriormente, este foi reestimado através do modelo *logit* para o mesmo período, tendo revelado uma capacidade preditiva superior (70%), ainda assim inferior à capacidade preditiva do modelo de Altman (1968) (83%). Conclui-se assim, pela veracidade da H1.

De seguida, foi estimado o modelo de Altman e Sabato (2007) relativo ao período em apreço, obtendo-se uma capacidade preditiva de 61,27%, sendo possível afirmar que a H2 é falsa, dado que a reestimação do modelo de Altman obteve uma capacidade preditiva superior (70%).

Assim, esta dissertação demonstra que o modelo mais recente não pode ser considerado o mais adequado para a realidade empresarial portuguesa, sem prejuízo da testagem futura de outras amostras para confirmação destes resultados.

Palavras-chave: Previsão de falência, *Logit*, Modelo de Altman (1968), Modelo de Altman e Sabato (2007)

Abstract

The aim of this dissertation is to understand which is the best model for predicting bankruptcy situations in the Portuguese business community, the Altman model (1968) or the Altman and Sabato model (2007) created specifically for small and medium-sized enterprises.

In order to achieve this goal, two hypotheses (H) were created: H1 - the predictive capacity of the Altman (1968) model has decreased over time; and H2: the Altman and Sabato (2007) model has greater predictive capacity than the Altman (1968) model in the Portuguese reality.

To test these hypotheses, a sample of 216 Portuguese companies was taken from the SABI database, of which 108 were insolvent and 108 were active, for the three-year period 2021-2023. The selected companies are located in the northern region of Portugal and inserted in the commercial sector, since, according to the National Statistics Institute, this is the binomial with the highest number of bankruptcies.

Initially, the Altman (1968) model was applied to the aforementioned sample for the 3 years prior to bankruptcy, obtaining a low predictive capacity (61%) and a high level of error. It was then re-estimated using the logit model for the same period, revealing a higher predictive capacity (70%), but still lower than the predictive capacity of the Altman (1968) model (83%). We therefore conclude that H1 is true.

Next, the Altman and Sabato (2007) model was estimated for the period in question, obtaining a predictive capacity of 61,27%, making it possible to state that H2 is false, given that the re-estimation of the Altman model obtained a higher predictive capacity (70%).

Thus, this dissertation shows that the most recent model cannot be considered the most appropriate for the Portuguese business reality, without prejudice to future testing of other samples to confirm these results.

Keywords: Bankruptcy, Logit, Altman Model (1968), Altman e Sabato Model (2007)

Índice

Resumo	ii
Abstract.....	iii
1. Introdução.....	1
2. Revisão da Literatura	3
2.1. Distinção de Insolvência e Falência.....	3
2.2. Modelos de Previsão de Falências.....	4
3. Formulação das Hipóteses.....	10
4. Metodologia.....	11
4.1. Descrição dos Dados	11
4.2. Descrição das Variáveis	11
4.2.1. Variável dependente.....	11
4.2.2. Variáveis independentes	12
5. Resultados	15
5.1. Estatísticas Descritivas.....	15
5.2. Resultados modelo de Altman (1968)	18
5.3. Resultados modelo de Altman e Sabato (2007)	21
6. Conclusão.....	24
7. Referência Bibliográficas.....	26
8. Anexos.....	28

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Estatísticas Descritivas Empresas Falidas do Modelo de Altman.....	15
Tabela 2 - Estatísticas Descritivas Empresas Ativas do Modelo de Altman.....	15
Tabela 3 – Correlação entre as Variáveis do Modelo de Altman.....	16
Tabela 4 - Estatísticas Descritivas Empresas Falidas do Modelo de Altman e Sabato...	17
Tabela 5 - Estatísticas Descritivas Empresas Ativas do Modelo de Altman e Sabato....	17
Tabela 6 - Correlação entre as Variáveis do Modelo de Altman e Sabato.....	18
Tabela 7 - Capacidade Preditiva e Erros tipo I e II aplicação do Modelo Altman.....	18
Tabela 8 - Coeficientes estimação Modelo de Altman.....	19
Tabela 9 - Capacidade Preditiva e Erros tipo I e II estimação do Modelo Altman.....	20
Tabela 10 - Coeficientes estimação Modelo de Altman e Sabato.....	22
Tabela 11 - Capacidade Preditiva e Erros tipo I e II estimação do Modelo Altman e Sabato.....	22

Lista de Abreviaturas

PME - Pequenas e Médias Empresas

CIRE -Código da Insolvência e Recuperação de Empresas

CPEREF - Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência

INE - Instituto Nacional de Estatística

DGPJ - Direção-Geral da Política de Justiça

CAE - Código de Atividade Económica

SABI - Sistema de Análise de Balanços Ibéricos

ADM - Análise Discriminante Multivariada

1. Introdução

A temática relativa à previsão de falências não é recente, visto que o assunto é abordado desde 1960, nomeadamente por William Beaver (1960). Ao longo dos anos foram sendo aperfeiçoados os estudos, dada a importância do tema e a crescente globalidade e diversificação da economia mundial, sendo cada vez mais importante que as entidades analisem sistematicamente a sua situação financeira, de modo, a agirem atempadamente e preventivamente em face de uma eventual falência.

Na verdade, com o passar dos anos alguns autores desenvolveram modelos que ainda hoje são utilizados, como por exemplo o modelo Z-score de Edward Altman (1968), através da análise discriminante multivariada (ADM). Este autor foi um grande impulsionador do tema relativo à previsão de falências, uma vez que foi pioneiro na classificação de situação de falência de uma determinada entidade através da conjugação de diversos rácios financeiros.

Posteriormente, surgiram outros autores que conceberam modelos distintos, de modo a robustecer o anterior, a partir de outros métodos, como foi o caso de Ohlson (1980) através do modelo *logit*. Já nos anos 2000 foram desenvolvidos outros métodos com o avançar da tecnologia, tais como os modelos *probit*, redes neural e *data analysis*.

Na verdade, a temática é importante tanto para *shareholders*, os quais procuram minimizar o risco do capital investido, como para *stakeholders*, visto que a falência pode afetar os seus negócios por via de quebras colossais.

Segundo um estudo efetuado pelo Instituto Nacional de Estatística (INE) (2023) a partir de dados da Direção-Geral da Política de Justiça (DGPJ), em 2022 as falências em Portugal reduziram 62,4% comparativamente com 2015. Especificamente, o setor de atividade do Comércio foi o que revelou maior número de falências. Além disso, este organismo também constatou que cerca de 43,9% das falências totais respeitaram a empresas da região norte.

Deste modo, o objetivo do presente estudo é compreender qual o melhor modelo para prever situações de falência no tecido empresarial português com respeito ao setor do Comércio na região norte, de entre o modelo de Altman (1968) e o modelo de Altman e Sabato (2007) criado especificamente para Pequenas e Médias Empresas (PME), o que se coaduna com o tipo de empresas maioritariamente presentes no tecido empresarial português.

Assim, será possível compreender se os resultados obtidos com os modelos são confiáveis para fornecer atempadamente informação à gestão, prevendo se uma determinada empresa tende para uma situação financeira difícil (de falência) ou, pelo contrário, se encontra numa situação saudável.

Deste modo, será testado o modelo Z-score de Altman (1968) e comparada a sua capacidade preditiva para a amostra selecionada *versus* a capacidade preditiva do modelo original, compreendendo, assim, se o mesmo ainda se encontra atual. Posteriormente, será testado o modelo desenvolvido por Altman e Sabato (2007), por forma a perceber se o modelo é mais adequado para realidade das entidades da região norte inseridas no setor do Comércio, dada a preponderância das PME.

Para efetuar o estudo, foi extraída uma amostra da base de dados SABI, constituída por 216 empresas da região norte e do setor do comércio (CAE-rev3 46 e 47), 108 em estado de insolvência e 108 ativas com referência ao período 2021-2023.

Com efeito, a presente dissertação está dividida em seis capítulos. O primeiro capítulo respeita à presente introdução. No capítulo 2 será apresentada a distinção entre os conceitos de insolvência e falência, de modo a esclarecer os mesmos e efetuada a revisão de literatura relativa à temática de previsão de falências. No capítulo 3 serão formuladas as hipóteses que estiveram na base do presente estudo. Já no capítulo 4 serão apresentados os dados utilizados, explicitada a amostra em estudo, e, concomitantemente, apresentadas as variáveis que serão utilizadas, tendo por base a revisão de literatura efetuada no capítulo 2, bem como uma breve explicação dos modelos que serão utilizados. No capítulo 5 serão apresentados os resultados obtidos através do *software* Eviews relativo às estatísticas descritivas das variáveis e aos modelos que serão utilizados, de modo a testar as hipóteses apresentadas. Para finalizar será apresentada a conclusão que sistematizará todo o trabalho e concluirá relativamente à veracidade das hipóteses formuladas no capítulo 3.

2. Revisão da Literatura

A previsão de falência tem sido estudada por diversos autores, através do desenvolvimento de diversos modelos para otimizar a referida previsão. Esta temática é relevante em várias vertentes, simultaneamente para investidores, entidades bancárias, clientes, fornecedores e demais *stakeholders*. De modo a contextualizar, será definido o conceito de insolvência e falência e, posteriormente, abordados os modelos de previsão de falência dos principais autores endereçados no presente estudo.

2.1. Distinção de Insolvência e Falência

No quotidiano, os conceitos de falência e insolvência são utilizados como sinónimos, no entanto, juridicamente têm significados distintos, visto que a falência ocorre posteriormente à declaração de insolvência.

Segundo o número 1 do artigo 3.º do Código da Insolvência e Recuperação de Empresas (CIRE), considera-se estar perante uma situação de insolvência quando o devedor se encontra impossibilitado de cumprir o conjunto das suas obrigações vencidas. Ademais, conforme o número 2 do referido artigo, podem igualmente ser considerados insolventes pessoas coletivas (relevantes para a presente dissertação) numa situação em que o passivo é manifestamente superior ao ativo, tendo por base as normas contabilísticas aplicáveis.

Assim, uma empresa em situação de insolvência pode ainda reestruturar a empresa, de modo a conseguir recuperar uma situação financeira saudável.

Relativamente à falência, esta é regulamentada pelo Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF) e consubstancia um estado legal em que uma empresa é declarada incapaz de pagar suas dívidas. Deste modo, a falência é um processo judicial formal que resulta na liquidação dos ativos da entidade falida por forma a fazer face às suas obrigações vencidas para com os credores.

À luz da literatura, estes conceitos são interpretados de diferentes formas, uma vez que, enquanto Altman (1968) e Deakin (1972) definem o conceito de falência exclusivamente do ponto de vista legal, conforme acima explicitado, ao passo que Beaver (1966) e Blum (1974) consideraram a falência sob o ponto de vista técnico (falência técnica), ou seja, a incapacidade de a empresa fazer face aos seus compromissos financeiros.

Ao longo do presente trabalho não será efetuada qualquer tipo de distinção entre os dois conceitos.

2.2. Modelos de Previsão de Falências

Ao longo dos anos tem sido amplamente estudada a previsão de falências, no entanto, até à atualidade, ainda não foi possível estabelecer um consenso quanto a um modelo capaz de definir, de forma precisa, os meios para identificar antecipadamente situações de futura falência de uma entidade.

No início da década de 60, Beaver (1966) apresentou o estudo da análise univariada, analisando cada indicador isoladamente por forma a conseguir distinguir uma empresa insolvente ou não insolvente. Neste estudo, Beaver definiu a sua amostra em dois grupos, um continha 79 empresa falidas e o outro 79 empresas saudáveis, sendo que os dados utilizados no grupo das empresas falidas respeitam aos 5 anos antes do ano de falência.

Por conseguinte, foram utilizados cerca de 30 rácios integrados nas categorias de cash-flow, rendibilidade, dívida, liquidez e rotação, tendo, mediante uma um processo de filtragem, prevalecido os seguintes: Cash-flow/Passivo total, Resultado Líquido/Volume de negócios, Passivo Total/Ativo total, Fundo de maneiio/Ativo total, Liquidez Geral e *No-credit interval*.

Posteriormente, Beaver (1966) efetua uma análise de perfil, comparando as médias dos rácios de cada grupo de empresas nos anos anteriores à falência. Contudo, não era garantido que as diferenças nas médias correspondessem à capacidade de prever a falência. Termos em que o autor adicionou um teste preditivo, a partir do teste de classificação dicotómica, onde agrupou os dados numa matriz, definindo um *optimal cutoff point* que representava o ponto que minimiza a percentagem de previsões incorretas. Assim se uma empresa estivesse acima ou abaixo (dependendo do rácio em análise) seria classificada como falida ou não falida.

Após a análise, verificou que os resultados foram positivos, especialmente no que refere ao rácio Cash-flow/Passivo, o qual apresentou a taxa de erro mais baixa, cifrada, no primeiro ano antes de falir, nos 13% e nos 22% no quinto ano. Ainda assim, o modelo apresentava algumas limitações, já que, como o resultado era bipartido, não era tida em conta a proximidade do *cutoff point*, o que representa um constrangimento despoletado pelo facto de uma empresa poder ter a mesma classificação (falida ou não falida), mas resultados mais ou menos confiantes do que outra.

Ainda na década de 60, Edward Altman (1968) desenvolveu um estudo para prever falências utilizando rácios financeiros numa ADM para o setor industrial. Deste modo, o autor tentou perceber quais os rácios mais relevantes para a previsão e a devida ponderação que cada um consubstanciaria na classificação.

O autor dividiu a sua amostra em dois grupos (como fez Beaver): o grupo 1 continha 33 empresas falidas industriais que solicitaram formalmente a falência no período de 1945-1965 e o grupo 2 continha 33 empresas saudáveis. Relativamente à seleção das variáveis, inicialmente dispunha de uma lista de 22 rácios que poderiam ser utilizados para a estimação do modelo, devidamente agrupados em 5 categorias: liquidez, rentabilidade, estrutura de capitais, solvabilidade e atividade. Além disso, também efetuou uma seleção dos rácios que mais se adequavam ao estudo, segundo determinados critérios, prevalecendo: Fundo de Maneio/Total Ativo, Resultados Transitados/Total do Ativo, EBIT/Total do Ativo, Valor de Mercado/Total do Passivo e Venda/Total do Ativo.

Depois de executado o modelo e otimizando a função dos erros foram encontrados os melhores coeficientes e a função discriminante a que chegou, dando origem ao seguinte Z-score:

$$\mathbf{Z = 0,012x_1 + 0,014x_2 + 0,033x_3 + 0,006x_4 + 0,999x_5}$$

Onde,

X1= Fundo de Maneio / Total Ativo

X2= Resultados Transitados / Total do Ativo

X3 = EBIT / Total do Ativo

X4= Valor de Mercado / Total do Passivo

X5= Venda / Total do Ativo

Ao obter a função, o autor analisou os resultados com os dados dos diferentes anos prévios à falência. Examinou, através de uma tabela de dupla entrada, as 33 empresas de cada grupo com recurso à função discriminante e aos rácios obtidos no ano anterior à falência, tendo concluído que a taxa de assertividade obtida ascendeu a 95,4%. Noutro teste, analisou a capacidade preditiva do modelo, a partir de dados financeiros dos dois anos anteriores à falência, por forma a compreender se a função conseguiria classificar corretamente a situação das empresas. No entanto, a assertividade do modelo foi apenas de 72% no grupo 1 (empresas falidas). Assim, a globalidade do modelo apresentou uma capacidade preditiva de 83%.

Pelos testes realizados, o modelo revelou uma zona cinzenta, devido à suscetibilidade de incorreção na classificação das empresas relativas aos erros de tipo I e tipo II. Por conseguinte, o autor definiu 2 pontos de corte onde:

- Se o Z-score > 2,99, as empresas estão numa área segura (saudáveis);
- Se o Z-score < 1,81, as empresas estão numa área de perigo (falência);
- Se $1,81 < \text{Z-score} < 2,99$, as empresas estão numa zona de ignorância ou zona cinzenta onde não há conforto sobre a sua classificação.

Em 1983, Altman efetuou uma reestimação do modelo, substituindo o Valor de Mercado na variável x_4 pelo valor do Capital Próprio (onde $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Total do Passivo}$), de forma a poder incluir empresas industriais cotadas e não cotadas, criando, assim, um novo modelo do Z-score:

$$\mathbf{Z' = 0,717x_1 + 0,847x_2 + 3,107x_3 + 0,420X_4 + 0,998x_5}$$

Neste modelo os pontos de corte foram alterados, passando a:

- Se o Z-score > 2,90, as empresas estão numa área segura (saudáveis);
- Se o Z-score < 1,23, as empresas estão numa área de perigo (falência);
- Se $1,23 < \text{Z-score} < 2,90$, as empresas estão numa zona de ignorância.

Para além disso, no mesmo estudo reestimou novamente o modelo, de modo a adequá-lo a empresas industriais e não industriais e, bem assim, cotadas e não cotadas, eliminando a variável X_5 para minimizar os efeitos potenciais da indústria quando envolvida a rotação do ativo. Deste modo, obteve-se um novo modelo do Z-score:

$$\mathbf{Z'' = 6,5x_1 + 3,26x_2 + 6,72x_3 + 1,05X_4}$$

Sendo que os pontos de corte se mantiveram os mesmos do modelo Z' .

Com o objetivo de maximizar a capacidade de previsão foram estudados novos métodos e novos modelos, tendo, assim, em 1980, surgido os primeiros modelos logísticos para previsão de falência.

James Ohlson (1980) foi o primeiro autor a desenvolver um estudo sobre a probabilidade de falência das empresas, com recurso ao modelo condicional *logit*. Este

considerava que o resultado obtido pela ADM era pouco intuitivo devido à sua característica dicotômica e, ao desenvolver uma regressão logística, o mesmo não se verificava.

Ohlson (1980) utilizou, assim, o modelo *logit* com nove fatores sendo eles os seguintes:

- SIZE = $\log(\text{ativo total}/\text{índice de preços PNB})$. Designa o tamanho da firma em ativos;
- TLTA = Passivo total / Ativo total;
- WCTA = Fundo de Maneio / Ativo total;
- CLCA = Passivo corrente / Ativo corrente;
- OENEG = Dummy que assume o valor 1 se o Passivo total exceder o Ativo total, e zero caso contrário;
- NITA = Resultado Líquido / Ativo total;
- FUTL = Resultado operacional / Passivo total;
- INTWO = Dummy que assume valor 1 se o Resultado líquido nos últimos 2 anos, e zero caso contrário;
- CHIN = $(\text{RLPt} - \text{RLPt}_i) / (|\text{RLPt}| + |\text{RLPt}_i|)$.

Ohlson utilizou uma amostra extraída da base de dados 10-K constituída por 2163 empresas, das quais 105 diziam respeito a empresas falidas entre os anos de 1970 e 1976. Dado que o capital próprio das empresas tinha que já ter sido trocado em alguma bolsa de valores, excluiu empresas pequenas e privadas. Para além disso, as empresas tinham de ser classificadas como industriais.

Através disto, preparou três modelos, sendo um relativo a 1 ano antes da falência, outro a 2 anos antes da falência e o último entre 1 e 2 anos antes da falência. Tais modelos apresentaram uma grande capacidade preditiva, respetivamente 96,12%, 95,55% e 92,84%.

Assim, a análise logística utiliza na função de probabilidade acumulada para prever a falência, a qual poderia resultar em valores entre 0 e 1, sendo apresentada abaixo:

$$p[y_i = 1] = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-X_i\beta}}$$

Sendo Z representado pela relação linear:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

Consequentemente, o autor conseguiu estabelecer relações entre as variáveis, através da aplicação dos princípios da probabilidade condicional, por via do seu método não linear. O resultado é conhecido como o O-score para a empresa i no ano t e, quanto maior o O-score, maior é a probabilidade de falência.

Contudo, os resultados do modelo foram menos eficazes do que os obtidos com o modelo de Altman (1968), uma vez que a informação sobre a insolvência poderia não ser publicada imediatamente a seguir ao acontecimento da falência.

Ao longo dos anos foram surgindo novos modelos de previsão de falência que foram demonstrando outras formas de solucionar algumas falhas dos modelos anteriores. Um dos novos modelos foi o modelo *probit* desenvolvido por Zmijewski (1984).

O autor partiu de uma amostra de 800 empresas saudáveis e 40 empresas falidas nos anos de 1970 a 1978, utilizando três variáveis explicativas, designadamente a rentabilidade do ativo, a liquidez geral e o rácio de endividamento (Passivo/Ativo), sendo que obteve uma precisão de 95% em empresas fora da amostra.

Outro modelo desenvolvido respeita às redes neurais, tendo sido o primeiro estudo efetuado por Dumontier (1996) entre 1988 e 1990, aquando do desenvolvimento do referido modelo para a previsão do risco de falência, capturando relações complexas entre as variáveis preditoras, sendo especialmente proveitosas na presença de grandes volumes de dados e relações não lineares entre variáveis.

Neste estudo, o autor analisou 2 736 empresas do setor dos transportes de carga rodoviária francesa, das quais 114 eram falidas. Segundo o autor as redes neurais reproduzem o funcionamento do cérebro, pelo que efetuou uma análise gráfica, definindo as redes com melhor desempenho, construindo, assim, um portfólio com 560 redes com 56 estruturas diferentes.

Mais recentemente em 2007, Edward Altman e Gabriele Sabato desenvolveram um modelo direcionado para as PME, uma vez que, “para os membros da OCDE, a percentagem de PME no total das empresas era superior a 97%. Nos EUA, as PME eram responsáveis por 75% dos empregos e empregam cerca de 50% da força de trabalho”, sendo dos primeiros estudos de previsão de falência direcionados para esta fatia empresarial. Os autores utilizaram a definição de PME presente no Acordo de Capital de Basileia II.

Os autores utilizaram o modelo *logit* para o estudo, visto que, segundo os mesmos, uma regressão *logit* parece ser mais apropriada no âmbito dos modelos de previsão de falência, onde a variável dependente é binária, sendo os grupos discretos, não sobrepostos e

identificáveis. Contudo, efetuaram a mesma estimação utilizando a ADM para efeitos de comparação.

A amostra era constituída por 2 010 empresas com vendas inferiores a 65 milhões de dólares entre 1994 e 2002, sendo que, daquelas, 120 faliram. Neste estudo, a variável explicativa foi *Known Probability of being Good* (KPG) sendo uma varável binária, ou seja, assumia valor 0 se a empresa tivesse falido e 1 caso contrário.

Altman e Sabato (2007) selecionaram cinco categorias de rácios, sendo eles a liquidez, rentabilidade, cobertura, alavancagem e atividade, contendo 17 rácios financeiros no total.

Posteriormente, selecionaram 2 variáveis de cada categoria com maior capacidade preditiva para depois proceder à estimação do modelo consoante a sua significância. As variáveis escolhidas foram as seguintes:

- Rentabilidade: X1 - EBITDA/ Total do Ativo;
- Alavancagem: X2 - Passivo Corrente/Valor de Mercado;
- Cobertura: X3 - Resultados Transitados/Total do Ativo;
- Liquidez: X4 - Disponibilidades/Total do Ativo;
- Atividade: X5 - EBITDA/ Juros e gastos similares suportados.

Primeiramente, aplicaram a regressão sem tratamento prévio dos dados, tendo obtido cerca de 75% de capacidade preditiva. Como o valor foi relativamente baixo comparando com capacidades preditivas de estudos anteriores, os autores transformaram a logarítmica das variáveis originais que fez com que o modelo abaixo tivesse conseguido cerca de 87% de capacidade preditiva.

$$\begin{aligned}
 \text{Log}(PD/1-PD) = & + 53.48 \\
 & + 4.09 \quad -\text{Log}(1-\text{EBITDA}/\text{Total assets}) \\
 & - 1.13 \quad \text{Log}(\text{Short term debt}/\text{Equity book value}) \\
 & + 4.32 \quad -\text{Log}(1-\text{Retained earnings}/\text{Total assets}) \\
 & + 1.84 \quad \text{Log}(\text{Cash}/\text{Total assets}) \\
 & + 1.97 \quad \text{Log}(\text{EBITDA}/\text{Interest expenses})
 \end{aligned}$$

Posteriormente, estimaram o modelo Z-score e a ADM com aplicação nas variáveis logaritmizadas. Ao comparar, concluíram que o desempenho do modelo *logit* aplicado às variáveis logaritmizadas apresenta maior capacidade preditiva.

3. Formulação das Hipóteses

Após analisar a literatura existente estudada por diversos autores, foram definidas duas hipóteses de investigação (H), de modo, a atingir os objetivos do presente estudo.

H1: A capacidade preditiva do modelo de Altman (1968) diminuiu ao longo do tempo em Portugal.

De acordo com a análise efetuada, devido à antiguidade e características do próprio modelo, o mesmo já deve ser menos eficaz para a previsão de falência.

De facto, o modelo de Altman (1968) foi testado para empresas norte-americanas na década de 60, logo, é expectável que, com uma amostra diferente no que diz respeito à tipologia de empresas e à realidade do tecido empresarial, este não atinja uma capacidade preditiva igualmente elevada.

Assim, o modelo será testado com uma amostra mais atual de empresas portuguesas, de forma a testar a evolução da capacidade preditiva do modelo.

H2: O modelo de Altman e Sabato (2007) apresenta maior capacidade preditiva do que o modelo de Altman (1968) na realidade portuguesa.

Como referido anteriormente, o modelo de Altman e Sabato (2007) apresenta um enfoque especial nas PME, tendo sido analisada a sua eficácia em comparação com outros modelos, visto que o principal objetivo dos autores era “analisar um conjunto completo de rácios financeiros relacionados com as PME dos EUA e identificar as variáveis mais preditivas que afetam a capacidade de crédito de uma entidade”.

Uma vez que o tecido empresarial português é constituído essencialmente por PME, é expectável que o modelo de Altman e Sabato (2007) seja mais indicado para esta conjuntura em estudo.

Para além disso, o modelo *logit* não apresenta uma estimativa contínua ao contrário do modelo de Altman (1968), sendo assim possível compreender o grau de aproximação de uma empresa ao estado de falência, o que se preconiza que facilite a interpretação dos dados.

4. Metodologia

4.1. Descrição dos Dados

Para efetuar o presente estudo, foi utilizada a base de dados SABI que apresenta informação financeira e não financeira sobre empresas portuguesas e espanholas, com 25 anos de informação histórica. Assim, foram utilizados dados em painel, visto que serão analisadas diversas empresas num período de três anos.

Deste modo, como referido anteriormente irão ser estudadas empresas da região norte, mais especificamente do setor do comércio (CAE 46 e 47), dado que, segundo o estudo do INE, se trata do binómio região-setor com maior número de falências até 2022.

O período em análise é referente aos anos entre 2021 e 2023, tendo sido selecionadas 216 empresas, 108 das quais em estado de insolvência e 108 ativas. Para a determinação do estado da empresa (insolvente ou ativa), recorreu-se à classificação da SABI, visto que, apenas numa ótica da informação disponível nos casos judiciais, não seria possível efetuar a distinção acerca da origem dos mesmos (insolvência, clientes, fornecedores, etc).

4.2. Descrição das Variáveis

Para testar as hipóteses apresentadas anteriormente, é necessário definir as variáveis que serão utilizadas na estimação dos modelos, por forma a aferir da veracidade das referidas hipóteses.

Para a H1 será, então, necessário aplicar e reestimar o modelo de Altman do Z-score (1968), de modo a comparar a capacidade preditiva do modelo através dos cinco parâmetros de estimação e para H2 será importante reestimar o modelo de Altman e Sabato (2007). Assim, tanto para a H1 como para a H2 será utilizado o modelo *logit*, pelo que tal realidade implicará a definição da variável dependente.

4.2.1. Variável dependente

Como citado anteriormente, será necessário testar o modelo de Altman (1968) e o modelo de Altman e Sabato (2007) para comprovar as hipóteses em apreço, pelo que será

aplicada uma regressão logística, o que implica a definição de uma variável dependente, referente ao estado da empresa (falência *versus* ativa).

Deste modo, a variável dependente será uma *dummy* que assumirá o valor de 1 se a empresa estiver em estado de falência e 0 se não se apresentar na situação de falência.

4.2.2. Variáveis independentes

As variáveis explicativas serão utilizadas para detalhar as razões pelas quais uma empresa faliu ou não faliu. Logo, estas irão influenciar e auxiliar a interpretação dos resultados do estudo. A escolha das variáveis tem sido um tópico muito relevante ao longo dos anos de investigação, sendo que existem diversos rácios que podem ser utilizados e ter diferentes níveis de relevância, consoante a realidade empresarial em análise. Para além disso, os autores tendem a escolher as suas variáveis conforme os critérios que melhor justificam o seu estudo.

Assim, para testar a H1 recorrer-se-á às mesmas variáveis independentes que Altman (1968) utilizou para o modelo do Z-score. O autor dividiu, conforme já exposto, as variáveis em cinco grupos sendo estes a liquidez, rentabilidade, alavancagem, solvência e atividade. Deste modo, as variáveis explicativas utilizadas para o modelo de Altman (1968) serão:

X1= Fundo de Maneio/Total Ativo

X2= Resultados Transitados/Total do Ativo

X3 = EBIT/Total do Ativo

X4= Valor de Mercado/Total do Passivo

X5= Volume de Negócios/Total do Ativo

A variável X1 mede o peso dos ativos líquidos (Ativo corrente - Passivo corrente) em relação ao valor total do balanço. Esta medida de liquidez é relevante, visto que, quando uma empresa está em estado de falência, tende a ter uma liquidez menor devido à diminuição do ativo corrente e conseqüentemente ao aumento das obrigações de curto prazo. Para além disso, Altman (1968) no seu estudo faz referência a Merwin que classificou este rácio como o melhor indicador de descontinuidade.

Já a variável X2 mede a rentabilidade acumulada, isto é, mede a capacidade de a empresa gerar lucros ao longo do tempo com a sua atividade. Deste modo, se uma empresa não estiver em estado de falência é expectável que gere lucros, no entanto, se a mesma estiver perto ou em estado de falência tende a produzir um menor lucro devido à incapacidade de gerar

rendimento suficiente face aos gastos que enfrenta. Contudo, este rácio não faz distinção inerente à condição específica de uma empresa ser uma *startup*, já que tais entidades podem ser consideradas empresas em estado de falência de forma incorreta, pois, no início do seu ciclo de vida está-se perante uma fase de investimento, onde há uma maior dificuldade em gerar rendimento suficiente para cobrir todos os gastos.

Relativamente à variável X3, esta mede a produtividade da empresa através do resultado operacional, incluindo depreciações e amortizações e excluindo os impactos fiscais e a alavancagem financeira. Assim, tendo por base o ativo é possível compreender a eficiência operacional, sendo expectável que, num estado de falência a mesma seja ineficiente.

A variável X4 mede o conforto que a empresa tem em relação ao seu capital próprio face às suas obrigações de curto e longo prazo, visto que, quanto maior o valor da empresa em relação ao seu passivo mais confortável estará. Na verdade, um valor baixo nesta variável pode indicar que a entidade está muito alavancada e pode estar perto do estado de falência.

Por fim, a variável X5 mede o *turnover* que espelha o peso das vendas no valor do ativo da entidade. Assim, é possível perceber a capacidade de uma entidade gerar vendas a partir dos ativos que possui, sendo possível aferir da capacidade competitiva da empresa.

Para testar a H2 também serão utilizadas as variáveis explicativas que Altman e Sabato (2007) utilizaram no seu modelo, as quais:

X1 = EBITDA/Total do Ativo

X2 = Passivo Corrente/Valor de Mercado

X3 = Resultados Transitados/Total do Ativo

X4 = Disponibilidades/Total do Ativo

X5 = EBITDA/ Juros e gastos similares suportados

A variável X1 mede a rentabilidade da empresa em relação ao total do ativo através do resultado operacional. Assim consegue-se perceber se a empresa está a conseguir gerar rendimento dos seus ativos.

Relativamente à variável X2, esta variável é o inverso da variável X4 utilizado no modelo do Z-score de Altman (1968), a qual mede o grau de alavancagem financeira das empresas, permitindo, assim, compreender o peso das dívidas em face do valor da empresa. De facto, quanto maior for este indicador mais difícil é o estado da empresa, aproximando-se de um estado de falência devido ao elevado grau de endividamento.

O rácio X3 coincide com o rácio X2 utilizado por Altman (1968), pelo que não carece de explicação adicional.

A variável X4 é referente à liquidez da empresa, dado que mede a capacidade das disponibilidades (curto prazo) com o seu ativo. Quanto maior este rácio, maior a percentagem do ativo da empresa que é de curto prazo, estando assim apta para lidar com as suas obrigações, de modo, a estar num estado saudável.

Já o X5 é utilizado para medir se a empresa consegue fazer face ao pagamento dos gastos relativos a juros devidos através do seu resultado operacional. Este indicador é relativo à solvência da entidade, dado que, um valor reduzido deste rácio é indicativo de que a entidade não está a conseguir criar resultados que permitam cobrir as suas dívidas.

5. Resultados

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos relativos às estatísticas descritivas das variáveis e à utilização do modelo de Altman (1968) e do modelo de Altman e Sabato (2007), de modo a testar as hipóteses anteriormente apresentadas. Ambos os modelos foram testados através do Eviews.

5.1. Estatísticas Descritivas

Por forma a melhor compreender os dados da amostra foram realizadas análises às estatísticas descritivas, tendo sido também analisada a correlação para as variáveis que irão ser utilizadas para testar ambas as hipóteses.

Relativamente às variáveis utilizadas no modelo do Z-Score utilizado para testar a H1, consegue-se analisar as estatísticas descritivas nas tabelas 1 e 2 dividindo as variáveis explicativas por empresas falidas e empresas ativas.

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas Empresas Falidas do Modelo de Altman

Empresas Falidas	X1	X2	X3	X4	X5
Média	-0,042	-0,118	-0,104	-0,279	1,252
Mediana	0,119	-0,063	-0,043	0,056	0,802
Mínimo	-6,046	-1,642	-1,637	-6,299	0,000
Máximo	0,969	0,156	0,194	0,884	11,126
Desvio Padrão	0,908	0,234	0,234	1,060	1,526

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 2 – Estatísticas Descritivas Empresas Ativas do Modelo de Altman

Empresas Ativas	X1	X2	X3	X4	X5
Média	0,346	0,078	0,100	0,420	1,985
Mediana	0,324	0,039	0,055	0,368	1,343
Mínimo	-0,608	0,000	-0,005	0,012	0,005
Máximo	0,949	0,528	0,561	0,992	11,650
Desvio Padrão	0,330	0,100	0,113	0,289	2,014

Fonte: Elaboração Própria

Na verdade, é perceptível nos dois grupos de observações que praticamente todos os parâmetros analisados são discrepantes devido ao estado das empresas. Especificamente, nas

empresas insolventes a média em todas as variáveis independentes são inferiores à média das empresas ativas. Para além disso, nas empresas insolventes, todas as variáveis exceto X5 apresenta uma média negativa. Assim, constata-se, a título de exemplo que, através da variável X1, as empresas em estado de falência têm, em média, fundo de maneo negativo, não conseguindo cumprir as suas obrigações de curto prazo. Já a variável X5 é a que apresenta maior média nas empresas analisadas e também maiores mínimos e máximos.

No que diz respeito à correlação das variáveis explicativas anteriormente analisadas, é importante perceber a relação entre as mesmas, de forma a verificar se são independentes para não enviesar os resultados.

Tabela 3 – Correlação entre as Variáveis do Modelo de Altman

	X1	X2	X3	X4	X5
X1	1				
X2	0,580	1			
X3	0,576	0,996	1		
X4	0,813	0,656	0,648	1	
X5	0,012	0,128	0,146	-0,042	1

Fonte: Elaboração Própria

Na Tabela 3 conseguimos perceber que as variáveis estão fortemente relacionadas, exceto as relações que envolvem a variável X5 que diz respeito à atividade da empresa. Ao verificar uma correlação significativa entre as variáveis poder-se-á verificar que, ao estimar um rácio, os restantes irão evidenciar informações semelhantes, podendo levar a uma menor eficácia do modelo devido ao enviesamento do mesmo. De notar que a correlação entre X5 e X4 é a única com valor negativo, logo, a variação de uma variável será inversa à variação da outra.

Relativamente ao modelo de Altman e Sabato (2007) que será utilizado para o teste da H2, irão também ser analisadas as estatísticas descritivas das variáveis independentes.

Tabela 4 - Estatísticas Descritivas Empresas Falidas do Modelo de Altman e Sabato

Empresas Falidas	X1	X2	X3	X4	X5
Média	-0,084	-0,225	-0,118	0,029	-1003,867
Mediana	-0,023	0,420	-0,063	1,149	-0,094
Mínimo	-1,629	-28,390	-1,642	-169,343	-56391,760
Máximo	0,232	15,016	0,156	7,344	75,741
Desvio Padrão	0,233	6,562	0,234	16,503	6376,495

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 5 - Estatísticas Descritivas Empresas Ativas do Modelo de Altman e Sabato

Empresas Ativas	X1	X2	X3	X4	X5
Média	0,125	3,708	0,078	4,040	604412,200
Mediana	0,085	1,111	0,039	1,928	2,666
Mínimo	0,002	0,008	0,000	0,155	0,000
Máximo	0,640	76,570	0,528	52,967	33606010,000
Desvio Padrão	0,119	8,770	0,100	7,477	4351244,000

Fonte: Elaboração Própria

Nas tabelas 4 e 5 verifica-se o mesmo cenário que no modelo anterior, onde as médias das variáveis explicativas das empresas em estado de falência são inferiores às médias empresas ativas. Apesar das estatísticas descritivas estarem de acordo com o expectável (comparativamente com o modelo anterior) é de notar que a variável X5 tem um desvio padrão muito elevado nas empresas em análise (empresas ativas e insolventes).

De facto, através da tabela anterior é possível compreender que (i) o resultado operacional tende a ser mais baixo e, em alguns casos, negativo, (ii) algumas empresas têm Capital Próprio negativo e níveis de liquidez muito baixos. Para além disso, através dos valores da variável X5, infere-se que, nas empresas não insolventes, o resultado operacional consegue suportar confortavelmente os juros e gastos suportados, enquanto que nas empresas em estado de falência o mesmo não se verifica.

Relativamente à correlação entre as variáveis do modelo de Altman e Sabato (2007), foram também testadas a colinearidade das mesmas como podemos ver abaixo na tabela 6.

Tabela 6 – Correlação entre as Variáveis do Modelo de Altman e Sabato

	X1	X2	X3	X4	X5
X1	1				
X2	0,100	1			
X3	0,984	0,102	1		
X4	0,190	-0,008	0,196	1	
X5	0,047	-0,016	0,058	0,042	1

Fonte: Elaboração Própria

Contrariamente ao modelo anterior, em geral, as variáveis explicativas não estão fortemente relacionadas, apenas as variáveis X1 e X3 estão fortemente relacionadas de acordo com os resultados obtidos, sendo que, o resultado de uma variável irá influenciar a outra no mesmo sentido.

Assim, conseguimos obter conforto sobre a colinearidade entre as variáveis garantindo que, em geral, não estão a enviesar os resultados. Através da tabela 6, é também perceptível que, tanto as variáveis X2 e X4, como as variáveis X2 e X5 têm relações inversas, visto que a sua correlação é negativa.

5.2. Resultados modelo de Altman (1968)

De modo a testar a atualidade do modelo de Altman (1968) e a sua capacidade preditiva, foi inicialmente aplicado o modelo do Z-score à amostra para perceber, *ceteris paribus*, se é viável, visto que a amostra do estudo é diferente a nível geográfico e temporal.

De notar que o modelo de Altman em 1968 obteve uma capacidade preditiva no ano anterior à falência de 95% e no segundo ano esta decresce para 72%, passando o modelo a ter uma capacidade preditiva geral de 83%.

Assim, ao aplicar o modelo inicial do Z-Score, foram obtidos os seguintes resultados apresentados na tabela 7:

Tabela 7 - Capacidade Preditiva e Erros tipo I e II aplicação do Modelo Altman

		Estado Previsto					
		N-1		N-2		N-3	
		Falida	Ativa	Falida	Ativa	Falida	Ativa
Estado Verificado	Falida	84,26%	63,89%	88,89%	62,96%	87,96%	68,52%
	Ativa	15,74%	36,11%	11,11%	37,04%	12,04%	31,48%
Capacidade Preditiva		60,19%		62,96%		59,72%	

A partir da tabela acima verifica-se que a capacidade preditiva do modelo do Z-score diminuiu comparativamente ao estudo apresentado por Altman (1968). Na verdade, considerando o ano antes da falência, o modelo teve um decréscimo de cerca de 35% (95% para 60%) de assertividade. No entanto, nos resultados obtidos na tabela 7 não se verifica um decréscimo abrupto ao longo dos anos como se verificou no modelo de Altman (1968).

Para além disso, os resultados obtidos apresentaram níveis de erros tipo I (empresas insolventes que são consideradas como ativas) e II (empresas ativas que são consideradas como insolventes) muito elevados, sendo que, ao longo dos três anos se verificam erros do tipo I que variava de 15,74% a 12,04%, bem como erros de tipo II que variam de 63,89% no primeiro ano até 68,52% no terceiro ano. Assim, é perceptível a aplicação do Modelo de Altman (1968) à amostra em análise não é adequado, dado que, tem uma capacidade preditiva é bastante reduzida e que adicionalmente apresenta uma taxa de erros muito elevada, deste modo, não é confiável para a realidade portuguesa da região norte e setor do Comércio.

Numa segunda fase, através do *software* Eviews foram estimados os coeficientes para os três anos prévios à insolvência. Foram utilizadas as variáveis do modelo de Altman (1968) como apresentadas no capítulo anterior, sendo que foi utilizado o modelo *logit* para a estimação das mesmas. A tabela 8 apresenta compilação dos coeficientes obtidos para os três anos antes da falência, tendo o detalhe dos resultados presente no Anexo 1.

Tabela 8 - Coeficientes estimação Modelo de Altman

Variáveis	N-1	N-2	N-3
C	0,734	0,878	0,455
X1	0,336	-0,060	0,790
X2	4,803	2,475	3,498
X3	-3,886	-2,197	-3,603
X4	-1,042	-0,963	-1,263
X5	-0,368	-0,427	-0,212

Fonte: Elaboração Própria

Dado a tabela 8 resultam os seguintes modelos:

$$\mathbf{Z1} = 0,734 + 0,336 X1 + 4,803X2 - 3,886X3 - 1,042X4 - 0,368X5$$

$$\mathbf{Z2} = 0,878 - 0,060X1 + 2,475X2 - 2,197X3 - 0,963X4 - 0,427X5$$

$$\mathbf{Z3} = 0,455 + 0,790X1 + 3,498X2 - 3,603X3 - 1,263X4 - 0,212X5$$

É de notar que, comparativamente à equação do Z-score de Altman (1968) e os modelos obtidos acima, verifica-se que as variáveis X3, X4 e X5 apresentam um sinal contrário ao inicialmente apresentado, assim, com a amostra em análise é notório que altera o peso das variáveis.

Deste modo, para perceber a eficácia do modelo é importante estimar a sua capacidade preditiva e os erros tipo I e II. Assim é possível comparar a reestimação do modelo com o original e, posteriormente, comparar com o modelo de Altman e Sabato (2007), de forma a testar a segunda hipótese. Termos em que foram corridos os modelos Z1, Z2 e Z3 com a amostra em análise e foram apresentadas a capacidade preditiva e os erros de tipo I e II para cada modelo, assim N-1 corresponde ao modelo Z1, N-2 ao modelo Z2 e N-3 ao modelo Z3, sendo que, assim, é possível analisar os modelos nos três anos antes da falência.

Tabela 9 - Capacidade Preditiva e Erros tipo I e II estimação do Modelo Altman

		Estado Previsto					
		N-1		N-2		N-3	
		Falida	Ativa	Falida	Ativa	Falida	Ativa
Estado Verificado	Falida	80,56%	33,33%	81,48%	36,11%	67,59%	41,67%
	Ativa	19,44%	66,67%	18,52%	63,89%	32,41%	58,33%
Capacidade Preditiva		73,61%		72,69%		62,96%	

Fonte: Elaboração Própria

Através da tabela 9 é possível analisar que o modelo no ano anterior à falência apresenta uma capacidade preditiva de 73,61% sendo superior a 60,19% relativa à capacidade preditiva da aplicação do modelo original. No entanto, em 1968, o modelo de Altman atingiu a capacidade preditiva de 95%, tendo terminado o modelo com uma capacidade preditiva geral de 83%.

Ao analisar o segundo ano antes da falência, o modelo original apresenta uma capacidade preditiva de 72% e o modelo estimado apresenta uma capacidade de 72,69%, logo a partir do segundo ano a capacidade preditiva dos modelos não sofreu grandes alterações, tendo os dois modelos a mesma taxa de eficácia.

Como expectável, no terceiro ano antes da insolvência a capacidade preditiva do modelo decresce drasticamente (cerca de 10%). Assim, comparativamente com Altman (1968) (assumindo só os dois anos antes da falência) a capacidade preditiva da estimação do modelo acima é de 73,15%, sendo que, em 1968 o modelo do Z-score apresenta uma capacidade de

83%. No entanto, se forem utilizados os 3 anos antes da falência, a capacidade preditiva do modelo estimado é de 69,75%.

Relativamente aos erros de tipo I, estes foram também superiores aos estimado por Altman (1968), visto que, no ano anterior à falência obteve-se 19,44% deste tipo, enquanto o autor obteve apenas 6%. Já no segundo ano antes da falência, o modelo estimado apresenta cerca de 18,53% e o modelo do Z-score apresentou 28%. Assim, a partir do segundo ano, o modelo de Altman apresenta mais erros relacionados com empresas insolventes que são consideradas erradamente como ativas. Relativamente aos erros do tipo II, no modelo estimado a preponderância destes ascendeu a 33,33%, enquanto que no modelo do Z-score ascendeu a apenas 3%. No segundo ano, Altman (1968) obteve erros do tipo de II no valor de 6%. Assim, o modelo estimado apresenta mais empresas ativas que são erradamente consideradas como falidas.

Logo, através da aplicação do modelo original e da reestimação do mesmo com a amostra em análise verifica-se que o modelo de Altman não se encontra atual para a amostra em análise. De forma que, conclui-se que a H1 é verdadeira, visto que, a aplicação do modelo não é aplicável à realidade portuguesa e a reestimação do mesmo apresenta uma capacidade preditiva inferior ao modelo original e incorre em uma maior percentagem de erros, tornando-se menos viável para a realidade empresarial portuguesa.

5.3. Resultados modelo de Altman e Sabato (2007)

De forma a testar a H2, é necessário estimar o modelo de Altman e Sabato (2007) para comparar com o modelo de testado anteriormente. Logo, através do *software* Eviews será estimado o modelo *logit* com as variáveis explicitadas na secção 4.2.3 para a amostra em estudo.

Assim, através da tabela abaixo evidenciam-se os coeficientes dos modelos para os três anos prévios à insolvência, sendo que, como anteriormente, ano antes da falência é apresentado como N-1, o segundo ano antes da falência como N-2 e terceiro ano antes da falência como N-3, o detalhe dos resultados está no Anexo 2.

Tabela 10 - Coeficientes estimação Modelo de Altman e Sabato

Variáveis	N-1	N-2	N-3
C	1,620	0,357	0,611
X1	-10,159	0,140	-7,848
X2	-0,129	-0,003	-0,013
X3	10,321	-0,115	7,852
X4	-0,385	-0,137	-0,061
X5	-0,00004	-0,00002	-0,00001

Fonte: Elaboração Própria

Dado a tabela 10 resultam os modelos abaixo:

$$Z1 = 1,620 - 10,159X1 - 0,129X2 + 10,321X3 - 0,385X4 - 0,00004X5$$

$$Z2 = 0,357 + 0,140X1 - 0,003X2 - 0,115X3 - 0,137X4 - 0,00002X5$$

$$Z3 = 0,611 - 7,848X1 - 0,013X2 + 7,852X3 - 0,061X4 - 0,00001$$

Ao analisar os coeficientes, é notório que as variáveis X1 e X3 são as que têm mais peso no modelo, contrariamente à variável X5 que tem um peso muito reduzido. De facto, no modelo de Altman e Sabato (2007) X1 e X3 também apresentam o maior peso, no entanto, a variável X5 tem mais peso do que o modelo estimado.

Passando à análise do modelo é necessário perceber a sua capacidade preditiva e os erros que o modelo incorreu.

Tabela 11 - Capacidade Preditiva e Erros tipo I e II estimação do Modelo Altman e Sabato

		Estado Previsto					
		N-1		N-2		N-3	
		Falida	Ativa	Falida	Ativa	Falida	Ativa
Estado Verificado	Falida	75,93%	38,89%	77,78%	66,67%	75,00%	55,56%
	Ativa	24,07%	61,11%	22,22%	33,33%	25,00%	44,44%
Capacidade Preditiva		68,52%		55,56%		59,72%	

Fonte: Elaboração Própria

A partir da tabela 11, para entender a capacidade preditiva geral do modelo relativo aos três anos foi feita uma média ponderada dos anos e obteve-se uma capacidade preditiva geral de 61,27 %, enquanto o modelo de Altman e Sabato (2007) apresentava uma capacidade

superior a 80%. Logo, para a amostra em análise, o modelo estimado relativo aos três anos antes da falência não é tão preciso como o modelo original. Para além disso, do modelo de um ano antes a da insolvência para o modelo de dois anos antes da insolvência verifica-se um decréscimo de cerca de 13%.

Relativamente aos erros do tipo I e II, os modelos estimados apresentam uma grande percentagem de erros, visto que, relativamente aos erros de tipo I, os valores variam de 22,22% até 25%, ao passo que, no caso dos erros de tipo II, estes apresentam uma grande variação de 38,89% até 66,67%.

Na verdade, devido à baixa capacidade preditiva e à percentagem de erros elevados, os modelos não apresentam segurança para que os gestores recorram aos mesmos. Assim, o modelo de Altman e Sabato (2007) apresentava-se mais fiável do que os modelos estimados à atualidade. Deste modo, conclui-se que a H2 é falsa, visto que a reestimação do modelo de Altman (1968) apresentou uma capacidade preditiva de 69,75 % para a estimação da previsão de falência para os três anos antes e a reestimação do modelo de Altman e Sabato (2007) apresentou uma capacidade preditiva de 61,27% para os mesmo três anos. Para além disso, a reestimação do modelo de Altman e Sabato (2007) apresenta maior nível de erros do que a reestimação do Modelo de Altman (1968), logo o modelo de Altman (1968), contrariamente ao esperado, apresenta-se mais viável para a previsão de falência para a realidade empresarial portuguesa.

6. Conclusão

Com a constante evolução empresarial, é importante perceber quais os principais fatores que podem colocar em risco a estabilidade de uma empresa. Uma vez que a realidade empresarial portuguesa é constituída maioritariamente por PME, tal poderá representar um constrangimento, uma vez que os modelos se basearam na realidade norte-americana (população com menor preponderância de PME).

Na verdade, o presente estudo teve como objetivo analisar a região do norte de Portugal e o setor do Comércio, visto que, segundo o INE, este é o binómio setor-região com maior número de empresas em falência. Assim, foi necessário testar modelos econométricos e perceber qual o que se adequaria melhor à realidade em estudo, através da sua capacidade preditiva e dos erros que os modelos incorrem.

A presente investigação utilizou uma amostra de 216 empresas, sendo 108 em estado de insolvência e 108 ativas com referência ao período 2021-2023. Esta amostra foi extraída da base de dados SABI e é constituída por empresas portuguesas da região norte do setor do Comércio, logo só com o CAE 46 e 47.

Deste modo, foi utilizado a ADM inerente ao modelo de Altman (1968) e testado a capacidade preditiva da aplicação do mesmo. Para além disso, foi efetuada a reestimação de um novo modelo de acordo com a amostra em análise. Ademais, também foi estimado um novo modelo de acordo com o estudo de Altman e Sabato (2007), por forma a verificar se este seria mais adequado, visto que o mesmo foi desenvolvido tendo em vista as PME. A análise dos modelos foi efetuada no *software* Eviews.

Deste modo, foi possível testar as duas hipóteses criadas inicialmente.

Relativamente aos resultados obtidos, para a H1 foram efetuadas duas análises, inicialmente foi aplicado o modelo de Altman (1968) com a amostra recolhida e obtida uma capacidade preditiva global reduzida no valor de cerca 61% e elevados níveis de erros do tipo I e II. De seguida, foram estimados os modelos para 1, 2 e 3 anos antes da falência com as variáveis do modelo de Altman (1968) através do modelo *logit*, tendo-se obtido, no ano antes da falência, uma capacidade preditiva do modelo de 73,61%, nos 2 anos antes da falência, uma capacidade preditiva de 72,69% e, no terceiro ano antes, cerca de 62,96%, o que traduziu uma capacidade preditiva global de cerca de 70%.

Comparando com a aplicação do modelo de 1968, a nova estimação apresenta uma capacidade preditiva superior, no entanto, ao comparar com o modelo de Altman (1968) a

nova estimação apresenta uma capacidade preditiva global inferior, visto que Altman obteve cerca de 83%. Contudo, se compararmos o ano antes da falência na nova estimação com o primeiro ano do modelo original, é perceptível que este último é muito mais eficaz (95% *versus* 73%). Ainda assim, no segundo ano prévios à falência, os modelos atingem praticamente a mesma capacidade preditiva (72% *versus* 72,69%).

Deste modo, é possível concluir que a H1 é verdadeira, sendo que, com a aplicação do modelo efetuada, verificou-se um decréscimo drástico da sua capacidade preditiva e, simultaneamente, com a estimação de um novo modelo, tal capacidade preditiva mostrou-se também inferior ao modelo original. Logo, com o passar dos anos e com uma realidade empresarial diferente, o modelo de Altman (1968) não é tão eficaz como o esperado, podendo levar os gestores a conclusões erradas.

Relativamente aos resultados obtidos através do modelo de Altman e Sabato (2007), foram estimados os modelos referentes aos três anos anteriores à falência e os mesmos obtiveram uma capacidade preditiva global de 61,27%, muito inferior ao modelo testado pelos autores em 2007, que ascendia os 80% de capacidade preditiva.

Assim, perante a amostra em teste, é perceptível que a H2 é falsa, sendo que a estimação *logit* do modelo de Altman obteve uma capacidade preditiva de 70%, enquanto que a estimação do modelo de Altman e Sabato obteve uma capacidade preditiva global de apenas 61%. Na verdade, é possível que esta hipótese tenha falhado devido à constituição da amostra, visto que a mesma foi constituída por empresas portuguesas sem atender à sua classificação de PME ou não PME. Logo, se se estivesse perante uma amostra maior, com uma preponderância de PME e grandes empresas ajustadas à realidade portuguesa, os resultados poderiam ser bastantes diferentes.

7. Referência Bibliográfica

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

Altman, E.I. & Eisenbeis, R. (1978). *Financial applications of discriminant analysis: a clarification*. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 3, March, 185-195.

Altman, E.I. (1983). *Multidimensional graphics and bankruptcy predictions: a comment*. Journal of Accounting Research, 21(1), 297-299.

Altman, E. I., & Saunders, A. (1998). *Credit risk measurement: Developments over the last 20 years*. Journal of Banking & Finance, 21(11-12), 1721-1742.

Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). *The Value of Non-Financial Information in Small and Medium-Sized Enterprise Risk Management*. The Journal of Credit Risk, 6, 1-33.

Altman, E., & Sabato, G. (2007). *Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market*. Abacus, 43(3), 332-357.

Beaver, W. H. (1966), *Financial Ratios as Predictors of Failure*, Journal of Accounting Research, Vol. 4, Empirical Research in Accounting Selected Studies, pp. 71-111

Blum, M. (1974), *Failing company discriminant analysis*, Journal of Accounting Research

Ohlson, J. (1980). *Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy*. Journal Of Accounting Research, 18(1), 109.

Dumontier, F. (1996), *O Uso de Redes Neurais para Avaliação de Risco de Insolvência*, Revista de Administração, 31(1), pp. 52-63.

Zmijewski, Me (1984), *Methodological Issues Related To The Estimation Of Financial Distress Prediction Models*, Journal of Accounting Research, Wiley Blackwell, vol. 22, pp 59-82

Deakin E.B. (1972), *A Discriminant Analysis of Predictors of Financial Failure*, Journal of Accounting Research (Primavera 1972), pp. 167-179

Scott, J. (1980). *The probability of bankruptcy - A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models*. Journal of Banking and Finance, 5(3), 317-344.

Scott, J. (1981). *The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models*. Journal of Banking and Finance, 5(3), 317–344.

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.

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

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

Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE) aprovado pela Lei n° 8/2018, de 02/03.

Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF)

Instituto Nacional de Estatísticas (2007), *Classificação Portuguesa das Atividades Económica Rev.3*

Instituto Nacional de Estatísticas (2023), *Empresas em Portugal – Falência/Insolvências de sociedade 2015 a 2022*.

8. Anexos

Anexo 1 – Estimação modelo de Altman

N-1

Dependent Variable: D01				
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)				
Date: 09/04/24 Time: 23:16				
Sample: 1 216				
Included observations: 216				
Convergence achieved after 5 iterations				
Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.733531	0.243559	3.011720	0.0026
X1	0.336016	0.370342	0.907312	0.3642
X2	4.803461	7.211236	0.666108	0.5053
X3	-3.885861	7.188999	-0.540529	0.5888
X4	-1.042268	0.358777	-2.905057	0.0037
X5	-0.368046	0.107597	-3.420591	0.0006
McFadden R-squared	0.124437	Mean dependent var	0.500000	
S.D. dependent var	0.501161	S.E. of regression	0.460377	
Akaike info criterion	1.269343	Sum squared resid	44.50891	
Schwarz criterion	1.363101	Log likelihood	-131.0891	
Hannan-Quinn criter.	1.307222	Deviance	262.1782	
Restr. deviance	299.4396	Restr. log likelihood	-149.7198	
LR statistic	37.26140	Avg. log likelihood	-0.606894	
Prob(LR statistic)	0.000001			
Obs with Dep=0	108	Total obs	216	
Obs with Dep=1	108			

N-2

Dependent Variable: Z				
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)				
Date: 09/04/24 Time: 23:19				
Sample: 1 216				
Included observations: 216				
Convergence achieved after 7 iterations				
Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.878097	0.254619	3.448670	0.0006
X1	-0.059631	0.408476	-0.145984	0.8839
X2	2.474755	5.602898	0.441692	0.6587
X3	-2.197086	5.535946	-0.396876	0.6915
X4	-0.962644	0.376302	-2.558168	0.0105
X5	-0.426621	0.107737	-3.959850	0.0001
McFadden R-squared	0.127461	Mean dependent var	0.500000	
S.D. dependent var	0.501161	S.E. of regression	0.457789	
Akaike info criterion	1.265151	Sum squared resid	44.00994	
Schwarz criterion	1.358909	Log likelihood	-130.6364	
Hannan-Quinn criter.	1.303030	Deviance	261.2727	
Restr. deviance	299.4396	Restr. log likelihood	-149.7198	
LR statistic	38.16688	Avg. log likelihood	-0.604798	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	108	Total obs	216	
Obs with Dep=1	108			

N-3

Dependent Variable: Z Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps) Date: 09/04/24 Time: 23:20 Sample: 1 216 Included observations: 216 Convergence achieved after 4 iterations Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.455316	0.221336	2.057127	0.0397
X1	0.789957	0.451374	1.750116	0.0801
X2	3.497859	5.969440	0.585961	0.5579
X3	-3.603446	5.858088	-0.615123	0.5385
X4	-1.263072	0.466094	-2.709908	0.0067
X5	-0.211906	0.078954	-2.683900	0.0073
McFadden R-squared	0.081253	Mean dependent var	0.500000	
S.D. dependent var	0.501161	S.E. of regression	0.479577	
Akaike info criterion	1.329209	Sum squared resid	48.29879	
Schwarz criterion	1.422967	Log likelihood	-137.5546	
Hannan-Quinn criter.	1.367087	Deviance	275.1091	
Restr. deviance	299.4396	Restr. log likelihood	-149.7198	
LR statistic	24.33043	Avg. log likelihood	-0.636827	
Prob(LR statistic)	0.000188			
Obs with Dep=0	108	Total obs	216	
Obs with Dep=1	108			

Anexo 2– Estimação modelo de Altman e Sabato

N-1

Dependent Variable: Z				
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)				
Date: 09/04/24 Time: 23:39				
Sample: 1 216				
Included observations: 216				
Convergence achieved after 18 iterations				
Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.620404	0.331571	4.887045	0.0000
X1	-10.15945	3.225515	-3.149714	0.0016
X2	-0.128766	0.032449	-3.968266	0.0001
X3	10.32070	3.235794	3.189541	0.0014
X4	-0.385062	0.104561	-3.682645	0.0002
X5	-3.87E-05	7.09E-05	-0.545365	0.5855
McFadden R-squared	0.235085	Mean dependent var	0.500000	
S.D. dependent var	0.501161	S.E. of regression	0.434828	
Akaike info criterion	1.115952	Sum squared resid	39.70575	
Schwarz criterion	1.209710	Log likelihood	-114.5228	
Hannan-Quinn criter.	1.153831	Deviance	229.0457	
Restr. deviance	299.4396	Restr. log likelihood	-149.7198	
LR statistic	70.39389	Avg. log likelihood	-0.530198	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	108	Total obs	216	
Obs with Dep=1	108			

N-2

Dependent Variable: Z				
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)				
Date: 09/04/24 Time: 23:41				
Sample: 1 216				
Included observations: 216				
Convergence achieved after 8 iterations				
Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.357235	0.198024	1.803994	0.0712
X1	0.139687	0.207486	0.673236	0.5008
X2	-0.003232	0.006707	-0.481908	0.6299
X3	-0.114918	0.203600	-0.564431	0.5725
X4	-0.136941	0.057113	-2.397734	0.0165
X5	-2.39E-05	2.43E-05	-0.986588	0.3238
McFadden R-squared	0.051622	Mean dependent var	0.500000	
S.D. dependent var	0.501161	S.E. of regression	0.492356	
Akaike info criterion	1.370287	Sum squared resid	50.90694	
Schwarz criterion	1.464044	Log likelihood	-141.9910	
Hannan-Quinn criter.	1.408165	Deviance	283.9819	
Restr. deviance	299.4396	Restr. log likelihood	-149.7198	
LR statistic	15.45768	Avg. log likelihood	-0.657366	
Prob(LR statistic)	0.008576			
Obs with Dep=0	108	Total obs	216	
Obs with Dep=1	108			

N-3

Dependent Variable: Z Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps) Date: 09/04/24 Time: 23:42 Sample: 1 216 Included observations: 216 Convergence achieved after 7 iterations Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.610911	0.223432	2.734211	0.0063
X1	-7.847840	2.815631	-2.787240	0.0053
X2	-0.012560	0.010104	-1.243160	0.2138
X3	7.851887	2.851223	2.753866	0.0059
X4	-0.060723	0.034219	-1.774534	0.0760
X5	-9.97E-06	1.31E-05	-0.761400	0.4464
McFadden R-squared	0.056988	Mean dependent var	0.500000	
S.D. dependent var	0.501161	S.E. of regression	0.489463	
Akaike info criterion	1.362848	Sum squared resid	50.31051	
Schwarz criterion	1.456606	Log likelihood	-141.1876	
Hannan-Quinn criter.	1.400727	Deviance	282.3752	
Restr. deviance	299.4396	Restr. log likelihood	-149.7198	
LR statistic	17.06435	Avg. log likelihood	-0.653646	
Prob(LR statistic)	0.004379			
Obs with Dep=0	108	Total obs	216	
Obs with Dep=1	108			