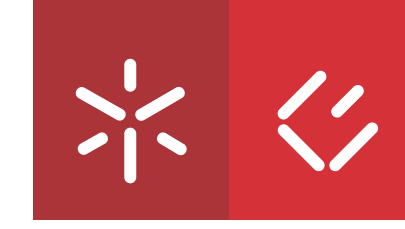


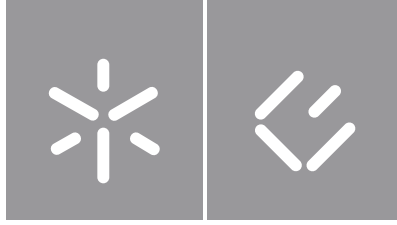


Vanise Gomes Vera Cruz Santana

**Previsão da Insolvência Financeira nas
PME: Evidência para os Países da
Península Ibérica**

Universidade do Minho
Escola de Economia e Gestão





Universidade do Minho
Escola de Economia e Gestão

Vanise Gomes Vera Cruz Santana

**Previsão da Insolvência Financeira nas
PME: Evidência para os Países da
Península Ibérica**

Projeto de Mestrado
Mestrado em Finanças

Trabalho efetuado sob a orientação da
**Professora Doutora Sónia Maria da Silva Faria
Nogueira da Silva**

DIREITOS DE AUTOR E CONDIÇÕES DE UTILIZAÇÃO DO TRABALHO POR TERCEIROS

Este é um trabalho académico que pode ser utilizado por terceiros desde que respeitadas as regras e boas práticas internacionalmente aceites, no que concerne aos direitos de autor e direitos conexos.

Assim, o presente trabalho pode ser utilizado nos termos previstos na licença abaixo indicada.

Caso o utilizador necessite de permissão para poder fazer um uso do trabalho em condições não previstas no licenciamento indicado, deverá contactar o autor, através do RepositóriUM da Universidade do Minho.

Licença concedida aos utilizadores deste trabalho



Atribuição-NãoComercial-SemDerivações

CC BY-NC-ND

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

Dedicatória

À minha maior inspiração e eterna guia nesta estranha aventura que é a vida,

Beatriz Lencastre

Agradecimentos

A conclusão deste trabalho, deve-se ao apoio direto e indireto de diversas pessoas às quais gostaria de deixar registado o meu agradecimento.

À minha orientadora, professora Sónia Silva, o meu mais sincero agradecimento, pela dedicação, disponibilidade constante, críticas construtivas, conselhos, paciência e palavras de apoio e incentivo.

Aos meus pais, que sempre fizeram tudo por mim desde o afeto à educação que me deram e por todo esforço feito para que eu pudesse realizar este curso, muito obrigada. Agradeço o apoio incondicional, encorajamento, compreensão e paciência de sempre, sem vocês eu jamais conseguiria alcançar este objetivo.

À nBanks pela oportunidade de realização deste projeto e a toda equipa pelo acolhimento.

Aos meus irmãos, Lara e Mauro, muito obrigada por me manterem motivada e animada nos momentos mais difíceis, pelo afeto, companheirismo e cumplicidade.

Às minhas primas, Carina, Cátia e Patrícia, que embora distantes se fizeram presente diariamente, obrigada pela companhia, palavras de motivação, conselhos, partilha e todo o suporte ao longo desta jornada.

Aos meus familiares em geral e amigos, muito obrigada a todos pelo apoio.

Declaração de Integridade

Declaro ter atuado com integridade na elaboração do presente trabalho académico e confirmo que não recorri à prática de plágio nem a qualquer forma de utilização indevida ou falsificação de informações ou resultados em nenhuma das etapas conducente à sua elaboração.

Mais declaro que conheço e que respeitei o Código de Conduta Ética da Universidade do Minho.

Resumo

As Pequenas e Médias Empresas representam mais de 90% do tecido empresarial europeu, sendo que a sua principal fonte de financiamento é o crédito bancário.

É esperado que em períodos de crise, como a última crise da dívida soberana que afetou vários países europeus, a necessidade de financiamento externo por parte dessas empresas tenda a aumentar.

Neste contexto, revela-se de extrema importância que os agentes financeiros disponham de instrumentos de apoio à gestão direcionados para o exercício de avaliação da situação económica e financeira das empresas. É igualmente importante que estes consigam antecipar potenciais dificuldades que possam causar a situação de insolvência. Um instrumento de apoio à gestão que vem sendo melhorado e cada vez mais utilizado nas últimas décadas são os modelos de previsão de insolvência.

Este trabalho tem como principal objetivo testar a capacidade de um modelo de previsão de insolvência, especificamente o modelo de probabilidade condicionada proposto por Ohlson (1980) aplicado a uma amostra de Pequenas e Médias Empresas da Península Ibérica. É também objetivo deste trabalho caracterizar as empresas que entraram em insolvência no período entre 2010 e 2018 dos países estudados, em termos de setor, dimensão e localização.

A amostra é composta por um grupo de empresas insolventes e um grupo de empresas não insolventes de todos os setores com a exceção do setor financeiro.

O modelo de previsão de falência será testado sem e com recurso ao método *Propensity Score Matching*. No sentido de avaliar a capacidade de previsão do modelo de Ohlson (1980), são estimados cinco modelos para um, dois e três anos antes da insolvência, sendo o quarto uma análise conjunta entre um e dois anos antes e o quinto modelo respeitante ao conjunto dos três anos anteriores.

De modo geral, os resultados demonstram evidência de uma capacidade preditiva, em média, com valores que rondam os 70%. Este valor aumenta quando são incluídas novas variáveis no modelo de Ohlson (1980).

Assim, conclui-se que o modelo de Ohlson (1980) pode ser aplicado ao mercado ibérico. Contudo, o cenário ideal seria o desenvolvimento de um modelo específico para esse mercado.

Palavras-chave: Insolvência, Modelos de Previsão de Insolvência, Modelos Logísticos, *Propensity Score Matching*, Pequenas e Médias Empresas

Abstract

Small and Medium Enterprises represent more than 90% of the European companies. These types of companies usually have bank credit as their primary source of funding.

It is expected that in periods of crisis, such as the last sovereign debt crisis that affected several European countries, the need for external funding by those companies tends to increase.

In this context, it is extremely important that financial agents have instruments to support management aimed at assessing the economic and financial situation of companies. It is also important that those agents are able to anticipate potential difficulties that could cause insolvency. An instrument to support management that has been improved and increasingly used in recent decades is the forecasting financial distress models.

This study's main objective is to test the capacity of a forecasting financial distress model, specifically the conditional logit model proposed by Ohlson (1980) applied to a sample of Small and Medium Enterprises in the Iberian Peninsula. Moreover, this work also aims to characterize the companies that went bankrupt in the period between 2010 and 2018 in both Iberian countries, regarding the industry, size and location. The dataset includes a group of failed firms and a group of active companies from all industries, except the financial sector.

The forecasting financial distress model will be tested without and using the Propensity Score Matching method. In order to assess the forecasting accuracy of Ohlson's model (1980), five models are estimated for one, two and three years before the declaration of insolvency; the fourth model being a joint analysis between one and two years before and the fifth model regarding the set the previous three years.

Overall, the results provide evidence of forecasting accuracy, on average, about 70%. This value increases when new variables are added to Ohlson's model (1980).

Thereby, it is concluded that Ohlson's model (1980) can be applied to the Iberian market. However, the ideal scenario would be to develop a specific model for that market.

Keywords: Insolvency, Forecasting Financial Distress Models, Logistic Models, Propensity Score Matching, Small and Medium Enterprises

Índice

| | |
|---|-----|
| Resumo..... | vi |
| Abstract..... | vii |
| Lista de Abreviaturas | ix |
| Índice de Quadros | x |
| 1 Introdução | 1 |
| 2 Enquadramento Teórico | 5 |
| 2.1 PME e Insolvência | 5 |
| 2.1.1 Caracterização de PME..... | 5 |
| 2.1.2 A Insolvência | 5 |
| 2.2 Modelos de Previsão de Insolvência..... | 7 |
| 2.2.1 Introdução..... | 7 |
| 2.2.2 Análise Univariada | 9 |
| 2.2.3 Análise Multivariada..... | 10 |
| 2.2.4 Análise de Probabilidade Condicionada | 14 |
| 2.2.5 Outros Contributos | 17 |
| 3 Apresentação da Entidade Acolhedora..... | 19 |
| 4 Metodologia | 21 |
| 4.1 Objetivos..... | 21 |
| 4.2 Metodologia e Variáveis | 21 |
| 4.3 Amostra | 25 |
| 4.4 Estatísticas Descritivas | 30 |
| 5 Análise e Discussão de Resultados..... | 35 |
| 5.1 Introdução de Novas Variáveis..... | 42 |
| 6 Conclusão | 47 |
| Referências Bibliográficas | 49 |
| Apêndices | 52 |

Lista de Abreviaturas

ADM – Análise Discriminante Multivariada

AMADEUS – *Analyse Major Database from European Sources*

CIRE – Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas

IPB – Índice de Potencial Bancário

NACE – Nomenclatura Geral das Atividades Económicas das Comunidades Europeias

NUTS – Nomenclatura das Unidades Territoriais para Fins Estatísticos

PME – Pequenas e Médias Empresas

PS – *Propensity Score*

PSM – *Propensity Score Matching*

UE – União Europeia

Índice de Quadros

| | |
|---|----|
| Quadro 1: Definição de PME | 5 |
| Quadro 2: Conceito de Insolvência | 5 |
| Quadro 3: Fatores Determinantes da Insolvência..... | 7 |
| Quadro 4: Média das Variáveis e Teste de Significância | 12 |
| Quadro 5: Capacidade Preditiva do Modelo de Altman (1968) para 5 anos..... | 12 |
| Quadro 6: Capacidade preditiva do modelo de Ohlson (1980) | 15 |
| Quadro 7: Outros Contributos | 18 |
| Quadro 8: Variáveis Explicativas | 23 |
| Quadro 9: Resultados da Estimação do modelo de previsão de Ohlson (1980) | 23 |
| Quadro 10: Composição das amostras | 27 |
| Quadro 11: Distribuição da amostra por anos | 27 |
| Quadro 12: Distribuição da amostra de Espanha por Região (NUTS II)..... | 28 |
| Quadro 13: Distribuição da amostra de Portugal por Região (NUTS II) | 28 |
| Quadro 14: Distribuição por setor de atividade | 29 |
| Quadro 15: Distribuição por grupo industrial | 29 |
| Quadro 16: Distribuição da amostra por Dimensão | 30 |
| Quadro 17: Estatísticas descritivas..... | 31 |
| Quadro 18: Teste de igualdade das médias entre grupos insolventes e ativas | 31 |
| Quadro 19: Teste de igualdade das medianas entre grupos de insolventes e ativas..... | 32 |
| Quadro 20: Matriz de correlação das amostras de Espanha antes e após o PSM | 33 |
| Quadro 21: Matriz de correlação das amostras de Portugal antes e após o PSM..... | 34 |
| Quadro 22: Resultado das estimações dos coeficientes para a amostra de Espanha antes do PSM.... | 36 |
| Quadro 23: Resultado das estimações dos coeficientes para a amostra de Portugal antes do PSM | 36 |
| Quadro 24: Número de observações das amostras antes do PSM por modelo | 36 |
| Quadro 25: Capacidade preditiva dos modelos antes do PSM (em %) | 37 |
| Quadro 26: Número de observações das amostras após o PSM por modelo..... | 38 |
| Quadro 27: Resultado das estimações dos coeficientes para a amostra de Espanha após o PSM..... | 38 |
| Quadro 28: Resultado das estimações dos coeficientes para a amostra de Portugal após o PSM | 39 |
| Quadro 29: Capacidade Preditiva dos modelos após o PSM (em %) | 40 |
| Quadro 30: Capacidade Preditiva do modelo 1 por Indústria (em %) | 41 |
| Quadro 31: Teste de igualdade das médias entre grupos de insolventes e ativas | 43 |
| Quadro 32: Número de observações usadas para estimar os coeficientes | 43 |
| Quadro 33: Resultado das estimações do modelo de Ohlson (1980) com a variável adicional X_1 | 43 |
| Quadro 34: Resultado das estimações do modelo de Ohlson (1980) com a variável adicional X_2 | 44 |
| Quadro 35: Resultado das estimações do modelo de Ohlson (1980) com a variável adicional X_3 | 44 |
| Quadro 36: Capacidade preditiva dos modelos apresentados nos Quadro 33-Quadro 35 | 45 |

1 Introdução

Este estudo resulta de uma parceria entre a Escola de Economia e Gestão da Universidade do Minho e a empresa nBanks e materializa um trabalho de projeto para finalização do Mestrado em Finanças.

O objetivo principal deste trabalho é a aplicação de um modelo específico de previsão de insolvência a uma amostra de empresas da Península Ibérica, com o propósito de analisar a sua capacidade preditiva. Neste contexto, a capacidade preditiva de um modelo de previsão de insolvência revela-se extremamente importante no sentido em que permite a identificação de sinais de alerta algum tempo antes de as empresas entrarem em situação de insolvência.

O período em estudo situa-se entre 2010 e 2018, para o qual foram recolhidos dados económico-financeiros para um grupo de empresas que entraram em insolvência (amostra de tratamento) e para um grupo de empresas que permaneceram ativas (grupo de controlo) localizadas em Espanha e Portugal. É também apresentada neste estudo uma caracterização detalhada em termos de setor, dimensão e localização.

A crise de *subprime* despoletada nos Estados Unidos em 2007-2008 causou uma expansão sistémica nos mercados financeiros mundiais e desencadeou uma escassez de fundos no mercado bancário europeu. Na União Europeia (UE), países como Portugal, Grécia, Irlanda e Espanha viram disparar os custos de acesso ao financiamento externo. Esta crise ficou conhecida na UE como crise da dívida soberana.

Este evento fez com que as instituições bancárias nesses países tivessem dificuldade em manter a sua função de financiamento da economia real, conduzindo a restrições no acesso ao financiamento bancário (Campello, Graham, & Harvey, 2010) por parte de todos os setores económicos. Essas restrições foram sentidas sobretudo pelas pequenas e médias empresas (PME) uma vez que esta é a sua principal fonte de financiamento.

Neste contexto, foi solicitada ajuda financeira a Instituições externas por parte de países como Grécia, Irlanda e Portugal. Instituições como o Fundo Monetário Internacional (FMI), o Banco Central Europeu (BCE) e a Comissão Europeia, vulgarmente designadas por *Troika*, foram chamadas a intervir. Embora a Espanha não tenha necessitado do mesmo tipo de ajuda externa para financiamento da sua economia, em 2012, a banca espanhola recorreu a financiamento por parte das mesmas entidades para recapitalização do seu setor bancário.

A banca tem como uma das principais receitas os juros cobrados na concessão de crédito. Atendendo à diminuição das taxas de juro e à redução do crédito concedido, os lucros da banca sofreram uma redução. As normas para concessão de crédito tornaram-se mais rígidas fazendo com que as análises de risco de crédito fossem mais rigorosas. Assim, revela-se de suma importância para os agentes financeiros a existência de um modelo de previsão que possa ser utilizado de forma a antecipar potenciais situações de insolvência.

Numa perspectiva de intermediar o contacto entre a banca e as empresas, surgem empresas comerciais com este foco, designadas por *fintech*. E assim surgiu a empresa nBanks, a entidade acolhedora deste projeto. O objetivo da nBanks é o de simplificar a análise económico-financeira das empresas realizada pelo banco e ao mesmo tempo apresentar às mesmas empresas as soluções bancárias que melhor se adequam às suas necessidades.

No sentido de auxiliar e completar a avaliação efetuada às suas empresas clientes, era objetivo da nBanks, na fase que antecedeu o desenvolvimento do presente projeto, recolher informação sobre a análise de previsão de falência para o conjunto de PME dos países intervencionados no período pós- crise. Em suma, a nBanks pretendia aceder a informação sobre a probabilidade de insolvência para essa amostra de empresas para estabelecer um padrão de comportamento que permitisse otimizar os serviços que prestam aos seus clientes. No entanto, dada a falta de disponibilidade de dados para efetuar essa análise às PME da Irlanda e da Grécia, a amostra de PME usada neste trabalho é relativa só aos países da Península Ibérica.

A previsão de insolvência e o desenvolvimento de modelos com capacidade preditiva vem sendo explorado por vários autores desde a década de 1930, tendo sido abordado inicialmente por FitzPatrick (1932); o autor analisou a informação financeira sem muito sucesso devido à escassez de instrumentos estatísticos. Posteriormente, Beaver (1966) desenvolveu um modelo utilizando a análise univariada com o objetivo de distinguir empresas insolventes de empresas saudáveis. Este autor baseou-se nas informações contida nos seus relatórios e demonstrações financeiras, analisando os rácios isoladamente. Mas foi Altman (1968) que abriu caminho na investigação e desenvolvimento dos modelos de previsão de falência, apresentando o seu modelo Z-score baseado na Análise Discriminante Multivariada (ADM). Destaca-se o facto deste autor apresentar um modelo cuja análise das variáveis é feita em simultâneo e não de forma isolada como os autores anteriores. O modelo apresentado por Altman (1968) era aplicado a empresas cotadas, pelo que em (Altman, 1983) propõe um modelo similar ao originalmente apresentado, mas ajustado para empresas não cotadas.

Posteriormente, Ohlson (1980) apresenta um modelo de regressão logística que relaxa alguns dos pressupostos assumidos na ADM, o que conduz a um aumento da eficiência do modelo. O autor utiliza a regressão logística no cálculo da probabilidade de insolvência, cujo resultado é balizado entre 0 e 100%. Este modelo é considerado mais simples e de mais fácil interpretação em relação aos anteriores. Desde aquele período surgiram vários estudos sobre a previsão de insolvência (tais como Taffler, 1982, Mensah, 1983, Zavgren, 1985, Zmijweski, 1984, entre outros).

Apesar dos variados modelos apresentados na literatura anterior e das inovações mais recentes em termos de modelos de previsão de falência (designado por *Neural Network, Data Envelopment Analysis*), a análise empírica deste estudo será conduzida com base no modelo de Ohlson (1980). Esta decisão é justificada pela facilidade de construção das variáveis do modelo, a acessibilidade aos dados necessários e a facilidade de interpretação dos resultados. Será também aplicado o método *Propensity Score Matching* (PSM). Esta metodologia permite selecionar um grupo de empresas de tratamento (declaradas insolventes) e um grupo de empresas de controlo (ativas) consideradas como comparáveis antes da situação de insolvência relativamente às suas características internas (liquidez, rendibilidade, endividamento, dimensão) e pertencendo ao mesmo setor de atividade. O PSM é estimado de acordo com essas características e também para cada ano.

Os dados foram recolhidos da base de dados AMADEUS, comercializada pela Bureau Van Dijk, para PME de todos os setores de atividade localizadas em Espanha e Portugal entre 2010-2018, com a exceção do setor financeiro.

Na análise empírica foram estimados cinco modelos (com base no modelo de Ohlson, 1980) para um, dois e três anos antes da insolvência e para combinações destes diferentes períodos temporais.

Os resultados demonstram evidência de uma capacidade preditiva média do modelo (Ohlson, 1980) utilizado a rondar os 70%. No entanto, e ao contrário do esperado, após a adoção do PSM a capacidade preditiva do modelo sofreu uma diminuição. Uma explicação razoável para este comportamento pode ser a combinação das variáveis do modelo adotado (Ohlson, 1980), o que pode não captar as características diferenciadoras da amostra usada neste estudo. Aliás, a última análise empírica demonstra evidência de que a capacidade preditiva do modelo aumenta quando são incluídas novas variáveis no modelo, o que suporta a hipótese de que as variáveis utilizadas por Ohlson (1980) podem não estar completamente adequadas a captar os sinais de alerta que permitem a identificação das empresas com maior risco de entrarem em situação de insolvência.

Em resumo, os resultados sugerem que o modelo de Ohlson (1980) pode ser aplicado às empresas do mercado ibérico com algumas limitações. No entanto, também parecem apontar que o caminho para aumentar a capacidade de previsão de falência seria a combinação de outras variáveis diferentes das propostas por Ohlson (1980).

Assim, este trabalho encontra-se dividido em mais cinco capítulos. Estes serão sintetizados de seguida: i) no Capítulo 2 é feita toda a contextualização teórica do tema da insolvência, onde é apresentada a base teórica que suporta o estudo destacando-se os principais modelos, ii) no Capítulo 3 é apresentada a entidade que acolheu este projeto; iii) no Capítulo 4 é feita uma descrição da metodologia adotada, tal como o modelo escolhido e a sua aplicação, sendo ainda apresentada a base de dados e amostra utilizada no estudo bem como as suas características e critérios de seleção; iv) no Capítulo 5 é estimado o modelo de previsão de insolvência e, tal como o nome indica, é feita toda a análise dos resultados obtidos pela aplicação do modelo, onde também é efetuada a validação deste no que respeita à sua capacidade preditiva, v) no Capítulo 6 são, de forma sucinta, apresentadas as principais conclusões resultantes da análise de resultados.

2 Enquadramento Teórico

2.1 PME e Insolvência

2.1.1 Caracterização de PME

Uma vez que a amostra do estudo é composta exclusivamente por países da UE, a definição utilizada neste estudo segue a Recomendação n.º 2003/361/CE, da Comissão Europeia, de 6 de maio¹. Esta Recomendação baseia-se em três características: número de colaboradores efetivos, ativo total e volume de negócios. Desta forma, as PME são definidas como tendo um número de trabalhadores não superior a 250 e cujo volume de negócios não exceda os 50 milhões de euros ou o balanço global não exceda os 43 milhões de euros.

Ainda na categoria das PME, salienta-se a existência de três subcategorias sendo estas definidas no Quadro 1:

Quadro 1: Definição de PME

| Dimensão da Empresa | Nº de Empregados | Volume de Negócios | ou | Balanço Total Anual |
|---------------------|------------------|--------------------|----|---------------------|
| Média | <250 | ≤€50 Milhões | | ≤€43 Milhões |
| Pequena | <50 | ≤€10 Milhões | | ≤€10 Milhões |
| Micro | <10 | ≤€2 Milhões | | ≤€2 Milhões |

Fonte: Adaptado da Recomendação n.º 2003/361/CE

2.1.2 A Insolvência

A extensa literatura sobre insolvência não é consensual relativamente à definição do termo, tal como é apontado por Ohlson (1980) *“(…) there is no consensus on what constitutes “failure”, with definitions varying significantly and arbitrarily across studies”* (Ohlson, 1980, p.111). Esta constatação compromete em muitas ocasiões a comparabilidade entre os modelos.

Deste modo, pode observar-se no Quadro 2 esta pluralidade de definições existente na literatura.

Quadro 2: Conceito de Insolvência

| Ano | Autor | Definição |
|------|-----------------------------|---|
| 1966 | Beaver | Incapacidade da empresa em pagar as suas obrigações na sua maturidade |
| 1968 | Altman | Definido por parâmetros jurídicos |
| 1972 | Deakin | Liquidação em benefício dos seus <i>stakeholders</i> |
| 1974 | Blum | Incapacidade de pagar as dívidas; acordo de reestruturação da dívida |
| 1980 | Ohlson | Declaração de insolvência ou processo de insolvência |
| 1982 | Taffler | Liquidação voluntária ou forçada (por ordem legal ou estatal) |
| 1984 | Zmijweski | Solicitação de insolvência |
| 1985 | Casey e Bartczak | Pedido de insolvência |
| 1985 | Gentry, Newbold, e Whitford | Declaração de insolvência ou liquidação |
| 2004 | CIRE | Impossibilidade de cumprir as suas obrigações vencidas |

Fonte: Adaptado de Barros (2008)

¹ Disponível em: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PT/ALL/?uri=CELEX%3A32003H0361>

Mais tarde, Altman e Hotchkiss (1993) distinguem quatro termos utilizados na literatura quando se referem ao insucesso empresarial, tais como: i) *failure*, ii) *insolvency*, iii) *default* e iv) *bankruptcy*.

Para os autores, *failure* (i) não implica a extinção da empresa pois ainda que esta esteja em falência económica, pode durante um certo período conseguir cumprir as suas obrigações. Este conceito implica que a taxa efetiva de retorno de um investimento é inferior à taxa de retorno em investimentos análogos. Quando a empresa perde a capacidade de pagar as suas obrigações, esta entra em *legal failure*.

Por sua vez, aplica-se *insolvency* (ii) num contexto técnico. Ou seja, a insolvência técnica é entendida como falta de liquidez. Isto é, ocorre aquando da incapacidade de liquidação dos recursos cíclicos por parte da empresa. É também considerada insolvente uma empresa cujo valor total dos passivos exceda consideravelmente o total dos seus ativos.

Já o termo *default* (iii) é aplicado tanto no contexto legal quanto técnico, envolvendo sempre a empresa e seus credores. O técnico ocorre quando não é cumprido o que foi acordado com o credor, o que pode motivar uma ação legal contra a empresa levando assim a um contexto legal.

Por fim, o termo *bankruptcy* (iv) que diz respeito à situação líquida da empresa, isto é, à situação de insolvência permanente da empresa. A forma mais usual de *bankruptcy* é a declaração formal no tribunal, que nos termos da legislação Norte-Americana, decorre da solicitação legal para a extinção da empresa. Considerando que a amostra utilizada no presente estudo não é caracterizada apenas por empresas sedeadas em Portugal², mas sim em diferentes países, isto resulta em diferentes legislações que regulam o processo de insolvência. Por forma a evitar informações contraditórias, as definições utilizadas neste estudo serão as adotadas pela base de dados onde foi recolhida a informação (AMADEUS).

A insolvência de uma empresa pode dever-se a uma diversidade de fatores. Neste sentido, no Quadro 3 é sintetizado um conjunto de motivações que podem conduzir uma empresa à insolvência. Estes fatores dividem-se em fatores internos e externos. Os fatores internos dizem respeito à gestão da empresa e os externos são de cariz macroeconómico.

²Em Portugal, é o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE) que regula tudo o que diz respeito a insolvência e aos processos de recuperação de empresas. Assim, diz o n.º 7 do CIRE que: "A supressão da dicotomia recuperação/falência, a par da configuração da situação de insolvência como pressuposto objetivo único do processo, torna também aconselhável a mudança de designação do processo, que é agora a de 'processo de insolvência'. A insolvência não se confunde com a 'falência', tal como atualmente entendida, dado que a impossibilidade de cumprir obrigações vencidas, em que a primeira noção fundamentalmente consiste, não implica a inviabilidade económica da empresa ou a irrecuperabilidade financeira postuladas pela segunda." Ainda sobre a insolvência, "É considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas" e "As pessoas coletivas e patrimónios autónomos por cujas dívidas nenhuma pessoa singular responda pessoal e ilimitadamente, por forma direta ou indireta, são também consideradas insolventes quando o seu passivo seja manifestamente superior ao ativo, avaliados segundo as normas contabilísticas aplicáveis" dizem os n.º1 e n.º2 do Art. 3.º do CIRE.

Quadro 3: Fatores Determinantes da Insolvência

| | | |
|---------------------------------|---------------------|---|
| Internos | | Estratégias inadequadas |
| | | Excessivo endividamento, agravado em certas épocas por elevadas taxas de juro |
| | | Ineficácia da direção |
| | | Insucesso de empresas do mesmo grupo |
| | | Investimentos não rentáveis |
| Externos | Economia e Política | Crise (crise do petróleo, conflitos locais) |
| | | Fortes alterações sociais |
| | | Política económica do governo |
| | Mercado | Concorrência excessiva |
| | | Queda acentuada da procura |
| Fonte: Adaptado de Gabás (1990) | | |

2.2 Modelos de Previsão de Insolvência

2.2.1 Introdução

O interesse pelo desenvolvimento do estudo dos modelos de previsão de insolvência deve-se à possibilidade da aplicação destes por parte dos agentes económicos. Quanto mais informação sobre a situação financeira da empresa, melhor será a tomada de decisões por parte destes agentes.

Além de prever a evolução da situação financeira da empresa, estes modelos permitem que em alguns casos a gestão possa reagir atempadamente a fim de realocar os recursos da empresa no caso de uma previsão negativa, tal como referido por Cook e Nelson (1998) *“forecasting financial failure allows for timely decisions to be made relative to the reallocation of resources to more efficient uses.”* (Cook & Nelson, 1998, p.589). O valor da informação obtida através do modelo de previsão da insolvência empresarial pode ser avaliado em termos da sua capacidade preditiva, isto é, classificar corretamente as empresas.

FitzPatrick (1932) foi o autor do estudo seminal sobre este tópico da previsibilidade da insolvência. No entanto, a escassez de instrumentos estatísticos adequados para análise de determinados indicadores fez com que o autor aplicasse o método de observação de desempenho. De acordo com este método, classificou os indicadores como elevado (acima) ou reduzido (abaixo) do padrão considerado ideal (pelo autor) e comparou-os ao longo de um determinado período. Verificou que os rácios das empresas que permaneceram saudáveis estavam acima do padrão enquanto os correspondentes às empresas falidas estavam abaixo deste. Tais resultados levaram o autor a concluir que os rácios financeiros poderiam ser relevantes na previsão da insolvência das empresas. Este estudo abriu portas para um novo tópico na investigação financeira que conduziu aos modelos de previsão de insolvência com recurso a rácios económicos, sendo a partir da década de 1960 que os estudos nesta área sofrem uma forte dinamização

devido ao contributo das ferramentas estatísticas. Altman (1968) e Beaver (1966) foram os pioneiros no recurso aos rácios económico-financeiros para prever a insolvência. Beaver (1966) utilizou a análise univariada aplicada a alguns rácios económico-financeiros, que revelaram ter a capacidade de prever isoladamente a insolvência das empresas. Já Altman (1968) propôs a análise multivariada e demonstrou que a combinação dos rácios no mesmo modelo aumenta a sua capacidade preditiva.

Após estes trabalhos pioneiros, muitos autores dedicaram-se a estudos empíricos sobre esta temática, desenvolvendo dessa forma a literatura sobre modelos de previsão de insolvência, conduzindo à existência de uma literatura vasta e diversificada. Os modelos baseiam-se sobretudo na análise de rácios financeiros com o objetivo de identificar, ao longo do tempo, potenciais distúrbios financeiros que conduzam as empresas à situação de insolvência. Alguns modelos (p.e., Altman, Haldeman, & Narayanan, 1977) foram atualizados ao longo do tempo com o objetivo de aumentar a sua capacidade preditiva. Na maioria dos casos, e de acordo com Bellovary, Giacomino e Akers (2007), os modelos têm alcançado elevadas percentagens de sucesso e por isso têm sido amplamente utilizados pelos académicos e pelos práticos.

Outros autores, donde se destaca o trabalho de Platt (1985), apontam a direção de uma análise ainda muito usada que é a correlação entre os diferentes rácios económico-financeiros usados na análise de previsão. Assim, Platt (1985) admite a existência de três indicadores que permitem identificar indícios de insolvência nas empresas. Esses indicadores estão categorizados da seguinte forma: 1) o senso comum, 2) a análise contabilística das demonstrações financeiras divulgadas pela empresa e 3) as ferramentas estatísticas. O senso comum (1) é o mais simples visto que não recorre a sistemas informáticos nem requer à compreensão da situação financeira. Traduz-se no acompanhamento do quotidiano da empresa, sendo suficiente estar-se atento a certos aspetos como causas de rescisão repentina de membros da direção, impossibilidade de renegociação de linhas de crédito e dos contratos de fornecimento, entre outros. A análise contabilística das demonstrações financeiras (2) tem como objetivo auxiliar a tomada de decisões. Assim, o recurso aos rácios é certo uma vez que é admitida a hipótese de que estes refletem a situação económico-financeira da empresa. Por isso, se o seu desempenho está a deteriorar-se, os seus rácios apresentarão valores que refletem essa mesma situação. Há um destaque para rácios como a liquidez, a rentabilidade e a solvabilidade que são comumente utilizados. As ferramentas estatísticas (3) são usadas para análise da informação recolhida. Esta análise permite através da correlação entre as diferentes variáveis maximizar a capacidade preditiva destas.

Posto isto, de seguida serão abordados alguns dos principais estudos empíricos realizados sobre modelos de previsão de insolvência. Em termos de modelos cujas variáveis explicativas são obtidas através de demonstrações financeiras e dados macroeconómicos, são identificados três diferentes tipos: i) Análise Univariada, ii) Análise Multivariada e iii) Análise de Probabilidade Condicionada. Outros modelos serão apresentados no subcapítulo 2.2.5.

2.2.2 Análise Univariada

A análise univariada serviu de suporte às primeiras investigações que analisaram os rácios de previsão de insolvência. Este método consiste na análise isolada dos vários rácios e na comparação de rácios entre empresas insolventes e empresas consideradas financeiramente saudáveis, também designadas por empresas ativas.

Não obstante dos contributos iniciais de autores como FitzPatrick (1932), Smith e Winakor (1935), Merwin (1942) e Tamari (1966), Beaver (1966) é reconhecido como um dos pioneiros no estudo da previsão de insolvência. Este reconhecimento deve-se ao facto de o autor ter recorrido à análise univariada para estudar isoladamente os rácios financeiros como método para prever a insolvência de empresas. Assim, Beaver (1966) analisa uma amostra composta por empresas insolventes e pelas suas *peers* saudáveis, considerando a dimensão, com o objetivo de determinar quais os rácios com maior capacidade de capturar o risco de insolvência, isto é, com maior capacidade preditiva. A sua amostra estende-se por um período 10 anos (1954-1964) e utiliza cerca de 30 rácios divididos em 6 categorias classificadas como *common elements*. Em termos de caracterização das empresas, a sua amostra é composta por 158 empresas dos Estados Unidos, 79 insolventes e 79 saudáveis. De salientar ainda que os dados das empresas insolventes remetem até 5 anos antes do ano de declaração da insolvência. Após a aplicação das restrições ao modelo, é considerado apenas o rácio de cada categoria com maior capacidade discriminativa, como se segue:

- a. *Cash Flow/Total Debt*
- b. *Working Capital/Total Assets*
- c. *Net Income/ Total Assets*
- d. *Total Debt/Total Assets*
- e. *Current Assets/Current Liabilities*
- f. *No-Credit Interval*

No final deste processo, os rácios foram usados para ordenar as empresas por ordem crescente e definir o *cutoff point* para cada um destes. Desta forma, o autor conclui que *Cash Flow/Total Debt* é o rácio

com maior capacidade preditiva uma vez que apresenta valores entre 87% e 78% para um e cinco anos antes da insolvência, respetivamente.

No seguimento deste estudo de Beaver (1966), apareceram outros estudos, tais como Pinches, Eubank, Mingo, e Caruthers (1975) e Chen e Shimerda (1981) que também recorreram à análise univariada. Contudo, o próprio Beaver (1966) reconhece que a capacidade preditiva do modelo pode melhorar caso os rácios sejam utilizados em simultâneo (e não de forma isolada).

2.2.3 Análise Multivariada

Edward Altman destaca-se na investigação de modelos de previsão de insolvência dado o seu enorme contributo para o desenvolvimento desta temática com o seu artigo científico seminal de 1968 e com os seguintes.

O seu primeiro estudo (Altman, 1968) teve como principal objetivo o de verificar a validade da técnica analítica como ferramenta na previsão de insolvência. Tendo como suporte teórico o método de Análise Discriminante Múltipla, Altman (1968) propôs um modelo de previsão de insolvência denominado de Z-score. A sua amostra era formada por 66 empresas cotadas dos Estados Unidos igualmente divididas nas categorias de insolventes e saudáveis. As insolventes eram as empresas do setor industrial que haviam solicitado insolvência entre 1946-1965 e as respetivas *peers* saudáveis foram selecionadas atendendo a critérios de dimensão, setor, e anos da amostra. As variáveis foram divididas em cinco grupos tendo com critérios a liquidez, a rendibilidade, o endividamento, a solvabilidade e o funcionamento. Inicialmente foram usados 22 rácios dos quais foram selecionados apenas os mais significativos para o modelo.

A função que resultou da análise discriminante final de Altman (1968) foi o seguinte:

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

Onde:

Z: Score discriminante

- a. $X_1 = \text{Working Capital} / \text{Total Assets}$
- b. $X_2 = \text{Retained Earnings} / \text{Total Assets}$
- c. $X_3 = \text{EBIT} / \text{Total Assets}$
- d. $X_4 = \text{Market Value Equity} / \text{Book Value Total Debts}$
- e. $X_5 = \text{Sales} / \text{Total Assets}$

X_1 : O fundo de maneio resulta da diferença do ativo corrente e do passivo corrente. Quando dividido pelo ativo total permite compreender o nível de liquidez da empresa. Na perspetiva do autor, de todos os rácios de liquidez este é o mais significativo para o modelo.

X_2 : É um rácio que reflete a acumulação de lucros e onde está implícito a idade da empresa. Para o autor, uma empresa mais jovem provavelmente apresenta menores resultados transitados do que uma empresa mais antiga dado que o grau de vetustez da mais jovem é menor. Desta forma, algumas empresas poderão ser classificadas erroneamente apenas por serem mais recentes, *ceteris paribus*.

X_3 : Este rácio é o que melhor estima a rendibilidade dos ativos da empresa, não incluindo os efeitos fiscais. Tendo em conta que a existência de uma empresa depende muito da capacidade dos seus ativos serem rentáveis, Altman (1968) considera este rácio fundamental para os estudos de previsão de insolvência pois foi o rácio que mais contribuiu para a categorização entre grupos (empresas insolventes/saudáveis).

X_4 : O valor da capitalização bolsista corresponde ao valor global de todas as ações em circulação no mercado. Sendo os Capitais Próprios a diferença entre o Ativo total e o Passivo total, este rácio tem a capacidade de mensurar a potencial desvalorização dos ativos face aos passivos, levando assim a empresa à insolvência.

X_5 : Este rácio pode ser definido como a rotação do ativo e demonstra a capacidade que a empresa possui em gerar vendas com base nos seus ativos. Embora de acordo com o teste estatístico F^3 este rácio apresente o menor grau de significância, a sua importância surge na relação com as outras variáveis do modelo, o que é notório dado ter-se classificado em segundo lugar no teste de contribuição para a capacidade discriminante geral do modelo.

Assim, a interpretação do resultado do modelo Z-score é a seguinte:

- i. $Z > 2,99$ – Zona “Segura” – empresas não falidas
- ii. $1,8 < Z < 2,99$ – Zona “Cinzenta” - incerteza
- iii. $Z < 1,80$ – Zona de Perigo – empresas falidas

O Quadro 4 apresenta os resultados da chamada análise discriminante canónica que sumarizam as diferenças entre grupos. Nesta análise, quanto maior o valor do teste F maior a capacidade da variável em explicar a variação entre grupos de empresas insolventes e saudáveis.

³ Ver Quadro 4

Quadro 4: Média das Variáveis e Teste de Significância

| Variável | Média do Grupo Insolvente | Média do Grupo Não Insolvente | Teste F |
|----------------------------------|---------------------------|-------------------------------|---------|
| X_1 | -6,1% | 41,4% | 32,60* |
| X_2 | -62,6% | 35,3% | 58,86* |
| X_3 | -31,8% | 15,3% | 26,56* |
| X_4 | 40,1% | 247,7% | 33,26* |
| X_5 | 150,0% | 190,0% | 2,84* |
| Fonte: Adaptado de Altman (1968) | | | |
| * nível de significância 0,001 | | | |

Tal como reportado por Altman (1968), o modelo Z-Score apresentou uma elevada capacidade preditiva um ano antes da ocorrência da situação de falência (95%). No entanto, a sua capacidade foi diminuindo nos modelos seguintes, conforme demonstrado no Quadro 5.

Quadro 5: Capacidade Preditiva do Modelo de Altman (1968) para 5 anos

| Anos antes da insolvência | Nº de Observações | Corretamente classificadas | Nº de Erros | Capacidade Preditiva |
|----------------------------------|-------------------|----------------------------|-------------|----------------------|
| 1 | 33 | 31 | 2 | 95% |
| 2 | 32 | 23 | 9 | 72% |
| 3 | 29 | 14 | 15 | 48% |
| 4 | 28 | 8 | 20 | 29% |
| 5 | 25 | 9 | 16 | 36% |
| Fonte: Adaptado de Altman (1968) | | | | |

Mais tarde, Altman, Haldeman, e Narayanan (1977), com base no modelo Z-Score, desenvolveram um novo modelo⁴ mais adaptado ao contexto empresarial da época. Isto significa que as empresas que entravam em insolvência eram diferentes daquelas do primeiro estudo relativamente à sua dimensão, tornando-se assim necessário contemplar as grandes empresas na amostra.

Assim, para este modelo, a amostra era composta por 111 empresas dos Estados Unidos, 53 insolventes e 58 saudáveis. Os dados recolhidos dizem respeito ao período entre 1969-1975. Foram inicialmente utilizadas 27 variáveis. Após um processo de seleção, foram considerados significativos para o modelo apenas 7 rácios, sendo estes:

- $X_1 = EBIT/Total Assets$
- $X_2 = Standard\ error\ of\ estimate\ around\ a\ ten-year\ trend\ in\ X_1$
- $X_3 = \log (EBIT/Total\ Interest\ Payments)$
- $X_4 = Retained\ Earnings/Total\ Assets$

⁴ Tendo em conta que o modelo foi desenvolvido em colaboração com a empresa Zeta Services Inc, a fórmula final alcançada não foi publicada.

- e. $X_5 = \text{Current Assets/Current Liabilities}$
- f. $X_6 = \text{Common Equity/Total Capital}$
- g. $X_7 = \log (\text{Total Assets})$

A capacidade preditiva do modelo é mais elevada na classificação das empresas insolventes nos anos dois a cinco antes da insolvência. No que diz respeito ao ano anterior a insolvência, os resultados são semelhantes aos do modelo Z-score. Demonstrou uma capacidade de acerto de 90% para um ano antes e cerca de 70% até cinco anos antes da insolvência; estes valores superam a capacidade preditiva do modelo Z-score.

Uma das mais pertinentes limitações apontadas ao modelo Z-score de Altman (1968) é o facto de o modelo não ter uma configuração que permitisse testar empresas não cotadas dada a sua incapacidade e dificuldade em estimar o valor de mercado dos capitais próprios. Por conseguinte, Altman (1983) alterou o rácio X_4 substituindo o valor de mercado dos capitais próprios pelo seu valor contabilístico.

Deste modo, a função discriminante para empresas não cotadas é a seguinte:

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

Onde se destaca a diferença em X_4 :

- a. $X_1 = \text{Working Capital/Total Assets}$
- b. $X_2 = \text{Retained Earnings/Total Assets}$
- c. $X_3 = \text{EBIT/Total Assets}$
- d. $X_4 = \text{Book Value Equity/Total Liabilities}$
- e. $X_5 = \text{Sales/Total Assets}$

Os novos resultados geraram uma ligeira alteração nos grupos de classificação relativos aos valores do índice Z-score, sendo a interpretação do coeficiente efetuada tendo em conta os seguintes intervalos:

- i. $Z > 2,90$ – Zona “Segura” – empresas não falidas
- ii. $1,23 < Z < 2,90$ – Zona “Cinzenta” - incerteza
- iii. $Z < 1,23$ – Zona de Perigo – empresas falidas

2.2.4 Análise de Probabilidade Condicionada

Embora tenha obtido resultados positivos, Altman (1968) assumiu como pressuposto que as variáveis da amostra seguem uma distribuição normal. Nestes termos, se as variáveis não seguirem tal distribuição, a seleção dos indicadores poderia sofrer um enviesamento, para além de se ter de assumir um determinado nível de erro.

A regressão logística é um método que, comparativamente à Análise Discriminante Multivariada (ADM), relaxa alguns pressupostos (como é o caso de as variáveis não seguirem uma distribuição normal), aumentando dessa forma a validade da inferência estatística. Pelo que, como alternativa à ADM, surgiram os primeiros estudos utilizando como metodologia os modelos probabilísticos, como é o caso do Logit e do Probit. Os primeiros estudos que utilizaram estes modelos de regressão logística surgiram na década de 1980, tendo-se destacado o modelo proposto por Ohlson (1980).

2.2.4.1 Análise Logit

A característica fundamental dos modelos logísticos é que a variável dependente é dicotómica, ou seja, a variável pode assumir o valor 1 caso o evento aconteça e 0 caso o evento não se verifique. Neste contexto, o evento é a situação de insolvência. Um dos modelos destacados na literatura é o Logit.

Entre as vantagens deste modelo face à ADM, destaca-se também o facto de este poder ser aplicado em amostras desproporcionais, isto é, não é condição fundamental o número de observações de empresas em situação de insolvência ser igual ao número de observações de empresas saudáveis.

A função do modelo Logit traduz-se na seguinte expressão:

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

E a regra de determinação de Y em função de Y* é:

$$Y_i = \begin{cases} 1, & Y_i^* > 0 \\ 0, & Y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

Sendo, a probabilidade de ser insolvente (Y=1) ou a de ser saudável (Y=0) determinada através de uma função de distribuição Logística onde:

$$\begin{aligned} \text{Prob}(Y_i = 1) &= \text{Prob}(Y_i^* > 0) = F(X_i\beta) = \frac{1}{1 + e^{-X_i\beta}} \\ \text{Prob}(Y_i = 0) &= \text{Prob}(Y_i^* \leq 0) = 1 - F(X_i\beta) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-X_i\beta}} \end{aligned}$$

Neste contexto, Ohlson (1980) propõe um modelo de previsão de insolvência com base num modelo Logit. O autor aponta como limitação à ADM que poucas são as vezes em que os rácios financeiros seguem uma distribuição normal, sendo que o modelo Logit permite o relaxamento desse pressuposto. Ohlson (1980) utiliza uma amostra composta por 105 empresas insolventes e 2058 empresas saudáveis. As observações são respeitantes ao período entre 1970 e 1976. O autor utiliza nove variáveis explicativas no seu estudo. Realiza a estimação de três modelos distintos para compreender a probabilidade de insolvência, repartidos por três diferentes períodos: 1) um ano antes, 2) dois anos antes e 3) um ou dois anos antes. No Quadro 6 é possível verificar que o autor alcançou em todos os seus modelos capacidades preditivas acima de 90%.

Quadro 6: Capacidade preditiva do modelo de Ohlson (1980)

| Modelos | Capacidade Preditiva |
|----------------|-----------------------------|
| 1 | 0,9612 |
| 2 | 0,9555 |
| 3 | 0,9284 |

Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)

Atendendo ao facto de o modelo de Ohlson (1980) ser a base para a análise empírica apresentada neste projeto, este será abordado de modo mais detalhado no subcapítulo 4.2 que descreve a metodologia. Na classificação de empresas como insolvente/ativa, o modelo de Ohlson (1980) está sujeito a dois tipos de erros: i) Erro do tipo I: quando classifica uma empresa como insolvente e ela é saudável; ii) Erro do tipo II: quando classifica uma empresa como saudável e ela é insolvente.⁵

Um investidor que se baseia unicamente neste modelo para a tomada de decisões de investimento em empresas com o objetivo de diversificar o seu *portfolio* está sujeito a uma margem de erro que se pode traduzir numa das seguintes situações:

- i. Se investir numa empresa insolvente pelo facto de o modelo tê-la classificada como saudável, a perda será efetivamente dos recursos investidos (erro tipo II).
- ii. Se deixar de investir numa empresa saudável que tenha sido classificado como insolvente, apenas perde os ganhos que tal investimento poderia ter gerado (erro tipo I).

O primeiro cenário (i) representa uma situação mais prejudicial para o investidor, por este motivo a minimização do erro do Tipo II é a mais relevante pois este é o erro que causa mais danos patrimoniais.

⁵ Outros autores como Altman (1968) abordam os erros de modo inverso. Isto é, o Erro do tipo 1 é quando o modelo classifica uma empresa insolvente como saudável e o Erro do tipo 2 é quando o modelo classifica uma empresa saudável como insolvente. Contudo, atendendo ao fato de este estudo ser baseado nos pressupostos assumidos por Ohlson (1980), os erros deste estudo serão classificados segundo como este autor.

Ohlson (1980) inicialmente considerou que os erros na categorização das empresas eram iguais. Por esta razão, definiu um *cutoff point* de 0,5. Assim, se $p > 0,5$ a empresa é classificada como insolvente e se $p < 0,5$ a empresa é classificada como saudável. Porém, ao longo da sua investigação, Ohlson (1980) procurou um valor que minimizasse a soma dos erros chegando a um *cutoff point* final de 0,038.

O autor considera que as variáveis mais significativas para a capacidade preditiva do modelo são:

- i. Dimensão da empresa;
- ii. Medidas de estrutura financeira (mais relevante);
- iii. Medidas de liquidez;
- iv. Medidas de desempenho.

Ohlson (1980) também aponta que a capacidade preditiva do modelo é influenciada pelo *timing* em que a informação é obtida relativamente à data de insolvência das empresas e que tal capacidade poderia aumentar com a utilização de outras variáveis explicativas.

Deste modo, o estudo de Ohlson (1980) é considerado pioneiro no uso de modelos de probabilidade condicionada para a previsão de insolvência. Entretanto, seguiram-se outros autores como Mensah (1983), Zavgren (1985), Zmijewski (1984) que aplicaram a mesma metodologia.

Na perspectiva de melhorar alguns aspetos que considerava menos coerentes nos estudos de Ohlson (1980), Zavgren (1985) desenvolveu um modelo em que também utilizou a regressão logística para prever a insolvência, mas usando uma amostra emparelhada composta por 45 empresas insolventes e 45 saudáveis para o período entre 1972 e 1978. Baseando-se nos trabalhos de Pinches et al. (1975), conclui que os rácios com maior capacidade explicativa são:

- a. $X_1 = \text{Total Income} / \text{Total Capital}$
- b. $X_2 = \text{Sales} / \text{Net Plant}$
- c. $X_3 = \text{Inventory} / \text{Sales}$
- d. $X_4 = \text{Debt} / \text{Total Capital}$
- e. $X_5 = \text{Receivables} / \text{Inventory}$
- f. $X_6 = \text{Quick Assets} / \text{Current Liabilities}$
- g. $X_7 = \text{Cash} / \text{Total Assets}$

Este modelo classificou corretamente 82%, 83%, 72%, 73% e 80% com um, dois, três, quatro e cinco anos antes da situação de insolvência ocorrer, respetivamente.

2.2.4.2 Análise Probit

Enquanto no modelo Logit a probabilidade de insolvência acumulada é dada por uma função logística, no modelo Probit essa probabilidade é dada pela função densidade da probabilidade associada à distribuição normal padrão. Assim, a probabilidade de insolvência neste modelo tem como função:

$$p = \Phi \left(X_i \frac{\beta}{\sigma} \right)$$

Onde:

Φ – é a função distribuição acumulada da distribuição normal padronizada

β – é o vetor de coeficientes estimados da função

X_i – é a matriz (n, k) em que n representa o número de observações e k os atributos caraterísticos das observações. A probabilidade varia entre zero e um.

Muitos autores usam o modelo no estudo da previsão de insolvência, destacando-se Zmijweski (1984) que usou uma amostra composta por 840 empresas sendo 800 insolvente e 40 saudáveis cujas informações correspondem ao período de 1972 a 1978 e com apenas três variáveis explicativas (alavancagem, retorno sobre os ativos e coeficiente de liquidez) estimou um modelo Probit.

2.2.5 Outros Contributos

Além dos autores citados nas secções anteriores, o Quadro 7 faz referência a outros estudos e à metodologia utilizada na previsão da situação de insolvência.

Quadro 7: Outros Contributos

| Ano | Autor | Metodologia |
|------------|-------------------------------------|---|
| 1966 | Beaver | Análise Univariada |
| 1968 | Altman | Análise Discriminante |
| 1972 | Deakin | Análise Discriminante |
| 1972 | Edmister | Análise Discriminante |
| 1974 | Blum | Análise Discriminante |
| 1977 | Altman, Haldeman, e Narayanan. | Análise Discriminante |
| 1980 | Ohlson | Regressão Logística |
| 1982 | Taffler | Análise Discriminante |
| 1983 | Altman | Análise Discriminante |
| 1983 | Mensah | Análise Discriminante |
| 1984 | Zmijweski | Probit |
| 1985 | Casey e Bartczak | Análise Discriminante e Regressão Logística |
| 1985 | Gentry et al. | Análise Discriminante e Regressão Logística |
| 1985 | Zavgren | Regressão Logística |
| 1993 | Coats e Fant | <i>Neural Network</i> |
| 1995 | Wilson, Chong, & Peel | <i>Neural Network</i> |
| 1996 | Back, Sere, & Vanharanta | <i>Neural Network</i> |
| 1999 | Zurada, Foster, Ward, e Barker | <i>Neural Network</i> |
| 2004 | Charitou, Neophytou, e Charalambous | Regressão Logística e <i>Neural Network</i> |
| 2007 | Altman & Sabato | Regressão Logística |
| 2008 | Barros | Logit, Probit e Gompit |

Fonte: Elaboração própria

3 Apresentação da Entidade Acolhedora

Uma das motivações para a seleção do tema deste trabalho, análise de modelos de previsão de insolvência, é o crescente interesse dos agentes financeiros na previsão do desempenho das empresas. Neste contexto, este projeto de investigação nasce do interesse sobre esta temática demonstrado pela autora em consonância com o interesse demonstrado pela entidade acolhedora deste projeto, a empresa nBanks.

A nBanks é uma *fintech*⁶ que tem como mercado alvo as PME de países do Sul da Europa. O projeto que deu origem a esta empresa nasceu há cerca de dois anos e meio, sendo oficializado em setembro de 2018.

A atuação nBanks é baseada nos seguintes princípios:

1. Capacidade de se conseguir agregar numa plataforma uma série de contas bancárias e informações (ex.: conciliação bancária e outros serviços que levam algum tempo e por isso são ineficientes) e desta maneira ter uma gestão mais eficiente. A nBanks trata dessa informação tendo em conta que não apenas agregam contas, mas também agregam movimentos. Processam e otimizam a informação de modo a que a empresa comece a perceber com mais profundidade a sua performance a nível: económico-financeiro e tributário. Com esta informação conseguem padronizar as empresas. A partir daí consegue-se obter uma informação mais inteligente e quase construir um modelo preditivo (conseguir quase antecipar cenários com a empresa);
2. Fazer uma pesquisa de todos os produtos financeiros que existem no mercado para empresas (Créditos, Depósitos a Prazo, Solução de investimento), podendo examinar quais são as soluções que existem no mercado português e a partir daí selecionar a melhor solução, estabelecer o contacto e fazer a negociação com o banco;
3. Irá interagir com o Índice de Potencial Bancário⁷ (IPB). Os empresários precisam de ter uma noção de que maneira aquele negócio vai ser avaliado. Fazer uma antecipação para que a empresa tenha noção de qual o seu potencial atendendo aos vários rácios como EBITDA, EBIT e Dívida Líquida;
4. Capacidade de conseguir agilizar a relação entre a empresa e os contabilistas. Mesmo no momento atual é difícil que cada agente económico tenha informação em tempo útil. Criar uma

⁶ Uma *fintech* é uma tipologia empresarial recente que concilia a tecnologia e a oferta de serviços financeiros

⁷ O IPB é algoritmo que analisa em profundidade os indicadores transversais da empresa, isto é, não é um scoring, mas sim um algoritmo que consegue dar uma noção à empresa de como ela é avaliada, de acordo com aquilo que é habitualmente analisado pelos bancos.

ferramenta de *chat* entre eles, permitindo que o contabilista em tempo real aceda à consulta das contas bancárias e extraia informação (documentos) para depois fazer o tratamento contabilístico sem a necessidade do empresário entrar na conta e exportar tudo o que o contabilista precisa. Ou seja, basta apenas que o cliente dê autorização e ele acede a essa informação eliminando o tempo de espera, por exemplo pela troca de emails;

5. Ter um sistema de comunicação com os bancos, em que caso uma empresa queira iniciar negócio com o banco, este fica informado através do IPB (algoritmo que analisa em profundidade os indicadores transversais da empresa), assim que surge a oportunidade, das condições da empresa e isso agiliza o processo. Desta forma, há uma série de etapas que a nBanks percorre e que o banco já não precisa fazer. Deste modo, conhecer a empresa já não leva tanto tempo tornando este processo mais eficiente e imparcial, uma vez que a avaliação não é feita pelo próprio cliente.

4 Metodologia

4.1 Objetivos

O objetivo deste estudo é a aplicação de um modelo de previsão de insolvência já desenvolvido e testado na literatura anterior, nomeadamente o modelo proposto por Ohlson (1980), a uma amostra de PME de vários setores de atividade económica localizadas em Portugal e Espanha.

Deste modo, serão adotadas as mesmas variáveis usadas no estudo do Ohlson (1980), assim como a mesma metodologia baseada num modelo Logit.

Pretende-se assim, nas próximas secções deste Capítulo, analisar a amostra recolhida de PME sedeadas na Península Ibérica de forma a compreender as características das empresas que entraram em situação de insolvência, nomeadamente no que diz respeito ao setor de atividade, dimensão e localização, assim como o seu nível de endividamento e de que forma essa variável pode influenciar a situação de insolvência.

No entanto, a análise fulcral deste estudo está relacionada com a aplicação do modelo de previsão de insolvência de Ohlson (1980) e a compreensão da sua capacidade preditiva do modelo n anos antes de declarada a situação de insolvência.

4.2 Metodologia e Variáveis

Neste subcapítulo são apresentadas a metodologia aplicada e as variáveis dependente e explicativas.

Como já referido, o modelo de previsão que será aplicado é o modelo de previsão de insolvência de Ohlson (1980), que se baseia num modelo Logit. Neste caso, a variável dependente é binária e será designada por *status* da empresa. Assim, cada empresa será classificada como insolvente ($Y=1$) ou saudável ($Y=0$).

O modelo Logit tem como principal objetivo estimar a probabilidade de acontecimento de um evento em função de uma ou mais variáveis independentes, sendo estimado pelo método da máxima verosimilhança.

O modelo Logit apresenta algumas vantagens face à ADM, entre os quais se destacam: possibilidade do uso de informação qualitativa; possibilidade de utilização de uma amostra desproporcional (entre o número de empresas insolventes/saudáveis); permite o relaxamento da condição de normalidade da distribuição das variáveis. É também de salientar como vantagem o facto de a variável dependente ser compreendida como a probabilidade de a empresa entrar em insolvência.

Já as variáveis explicativas são de natureza quantitativa baseadas nos rácios económico-financeiros. Tal facto acontece dada a assunção de que os valores dos rácios se deterioram à medida que a empresa se aproxima da insolvência. Os rácios utilizados neste estudo são os usados por Ohlson (1980).

- i. Dimensão: é a dimensão da empresa. O autor defende que quanto maior for a empresa, menor é a probabilidade de entrar em insolvência.
- ii. Rácio de Endividamento: quanto maior o rácio, mais crítica é a situação financeira da empresa dado que maior é a proporção de passivos sobre aos capitais próprios, isto é, maior é a probabilidade de entrar em insolvência.
- iii. Rácio de Fundo de Maneio: quanto maior o fundo de maneio de uma empresa, menor a probabilidade de entrar em insolvência.
- iv. Inverso da Liquidez Geral: liquidez é a capacidade de uma empresa pagar as suas obrigações de curto prazo. Como é o inverso desse rácio, quanto maior o rácio maior é a probabilidade de entrar em insolvência.
- v. *Dummy (Total Liabilities, Total Assets)*: variável binária que assume o valor 1 se o passivo total for superior ao ativo total e 0 caso contrário.
- vi. Rentabilidade do ativo: é a capacidade que os ativos têm para gerar Resultados Líquidos, assim quanto maior o rácio, menor a probabilidade de entrar em insolvência.
- vii. Rácio de *Cash Flow*: é a capacidade que a empresa apresenta para pagar as suas obrigações com os recursos gerados pela atividade operacional. Assim, quanto maior o rácio menor é a probabilidade de entrar em insolvência.
- viii. *Dummy (Net Income)*: variável binária que assume o valor 1 se os Resultados Líquidos foram negativos nos últimos dois anos e 0 caso contrário.
- ix. *Varição (Net Income)*: é a variação do resultado líquido em relação ao ano anterior, quer tenha aumentado ou diminuído. Assim, quanto maior o rácio, menor é a probabilidade de entrar em insolvência.

Estes rácios encontram-se sumariados no Quadro 8 seguinte:

Quadro 8: Variáveis Explicativas

| Denominação | Variável | Rácio |
|-----------------------------|----------|--|
| Dimensão | SIZE | $\log \frac{\text{Total Assets}}{\text{GNP price level index}}$ |
| Rácio de Endividamento | TLTA | $\frac{\text{Total Liabilities (TL)}}{\text{Total Assets (TA)}}$ |
| Rácio de Fundo de Maneio | WCTA | $\frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}}$ |
| Inverso da Liquidez | CLCA | $\frac{\text{Current Liabilities}}{\text{Current Assets}}$ |
| Dummy (Liabilities, Assets) | OENEG | 1 se TL>TA, 0 caso contrário |
| Rentabilidade do Ativo | NITA | $\frac{\text{Net Income (NI)}}{\text{Total Assets}}$ |
| Rácio de Cash Flow | FUTL | $\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Total Liabilities}}$ |
| Dummy (Net Income) | INTWO | 1 se NI<0 nos últimos 2 anos, 0 caso contrário |
| Variação (Net Income) | CHIN | $\frac{NI_t - NI_{t-1}}{ NI_t + NI_{t-1} }$ |

Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)

De acordo com o objetivo deste estudo, a função utilizada será a função de probabilidade de entrar em insolvência ($Y=1$). É com base nesta função que será feita o cálculo da probabilidade de insolvência das empresas incluídas na amostra, tal como traduzido na equação seguinte:

$$Prob(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-X_i\beta}}$$

O Quadro 9 apresenta os coeficientes obtidos por Ohlson (1980) após a estimação do seu modelo Logit aplicado a três situações diferentes: 1) um ano antes da insolvência; 2) dois anos antes; 3) um e dois anos antes.

Quadro 9: Resultados da Estimação do modelo de previsão de Ohlson (1980)

| Variáveis | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | INTWO | OENEG | CHIN | Constante |
|-----------------|--------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-----------|
| Modelo 1 | | | | | | | | | | |
| Estimativa | -0,407 | 6,030 | -1,430 | 0,076 | -2,370 | -1,830 | 0,285 | -1,720 | -0,521 | -1,320 |
| t-statistics | -3,780 | 6,610 | -1,890 | 0,761 | -1,850 | -2,360 | 0,812 | -2,450 | -2,210 | -0,970 |
| Modelo 2 | | | | | | | | | | |
| Estimativa | -0,519 | 4,760 | -1,710 | -0,297 | -2,740 | -2,180 | -0,780 | -1,980 | 0,422 | 1,840 |
| t-statistics | -5,340 | 5,460 | -1,780 | -0,733 | -1,800 | -2,730 | -1,920 | -2,420 | 2,100 | 1,380 |
| Modelo 3 | | | | | | | | | | |
| Estimativa | -0,478 | 5,290 | -0,990 | 0,062 | -4,620 | -2,250 | -0,521 | -1,910 | 0,212 | 1,130 |
| t-statistics | -6,230 | 7,720 | -1,740 | 0,738 | -3,600 | -3,420 | -1,730 | -3,110 | 1,300 | 1,150 |

Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)

O modelo de Ohlson (1980) será aplicado à amostra de PME Ibéricas usadas neste estudo tendo em conta, numa primeira fase, cinco situações diferentes: 1) um ano antes da insolvência; 2) dois anos antes; 3) três anos antes; 4) um e dois anos antes; e 5) um, dois e três anos antes.

Após esta análise preliminar, a utilização deste modelo estará dependente da sua capacidade preditiva observada na primeira fase, isto é, na primeira fase será efetuada a classificação das observações como empresas insolventes/saudáveis com base nos resultados do modelo. Se a capacidade do modelo se revelar idêntica à alcançada por Ohlson (1980) nos diferentes períodos temporais acima identificados, ele será usado na sua plenitude na fase seguinte.

A disparidade observada entre as características e o número de observações no grupo das empresas insolventes e não insolventes resultou na necessidade de um método que permitisse ter uma amostra mais proporcional. Para o efeito, foi aplicado o método *Propensity Score Matching* (PSM). Para os autores desta metodologia, Rosenbaum e Rubin (1983), a metodologia do PSM⁸ traduz-se em emparelhar empresas insolventes (a amostra de tratamento) com empresas ativas (amostra de controlo), i.e., fazer corresponder a cada observação de empresa insolvente uma empresa ativa com características semelhantes antes da situação de insolvência. O *Propensity Score* (PS) de cada empresa é a probabilidade dessa empresa se tornar insolvente. Este emparelhamento é realizado pelo método *nearest neighbour without replacement*. Ou seja, são emparelhadas empresas com PS semelhantes e a cada empresa do grupo de tratamento corresponde uma empresa do grupo de controlo usada uma única vez. As variáveis explicativas para estimar o PS, designadas por *covariates*, são os rácios usados no modelo de Ohlson (1980) e descritos no Quadro 8: SIZE, TLTA, WCTA, CLCA, NITA, FUTL, CHIN, INTWO e OENEG. Para tal, o PSM foi aplicado a empresas no mesmo ano e pertencentes ao mesmo setor e com PS semelhantes.

A aplicação deste método permite obter uma amostra mais balanceada entre o número de empresas insolventes e de controlo. Assim, o objetivo é alcançar uma amostra com um número aproximado de observações do grupo das empresas insolventes e no das não insolventes. O número de empresas insolventes para cada país manteve-se constante, já o número de empresas ativas sofreu uma alteração significativa. Deste modo, o número de observações após o recurso ao PSM para Espanha é de 1878

⁸ Este método caracteriza-se pelo emparelhamento entre indivíduos do grupo de tratamento e do grupo de controlo. O tratamento diz respeito a um fenómeno a que uma parte dos indivíduos foi sujeita. Neste caso, o tratamento é o processo de insolvência; os indivíduos do grupo de tratamento são as empresas insolventes e do grupo de controlo as empresas não insolventes.

para cada grupo (correspondentes a 927 empresas insolventes e 1827 não insolventes) e de 2326 para Portugal (correspondentes a 1077 empresas insolventes e 2144 não insolventes). A diferença entre o número de empresas ativas e insolventes é explicada pelo fato de o *matching* ser aplicado por observação, pois uma empresa (insolvente ou ativa), apresenta mais do que 1 observação. Assim, o que seria inicialmente um emparelhamento por empresas torna-se um emparelhamento por observações de empresas. O processo do PSM não faz com que todas as observações de uma mesma empresa sejam emparelhadas com observações de uma só empresa, garante sim que a cada observação insolvente corresponde a observação ativa mais próxima do seu PS.

4.3 Amostra

A informação económico-financeira incluída na amostra deste estudo foi recolhida na base de dados AMADEUS⁹. Esta amostra é constituída por dados financeiros e contabilísticos correspondentes ao período entre 2010 a 2018. As empresas estão localizadas em alguns dos países intervencionadas pela *TROIKA* no rescaldo da última grande crise financeira, nomeadamente Espanha e Portugal.

A base de dados AMADEUS disponibiliza o *status* atual da empresa, isto é, se está insolvente ou saudável, e a data das alterações nesse *status*. No grupo de empresas insolventes foram consideradas as empresas que apresentam como *status* i) *Insolvency Proceedings* ou ii) *Bankruptcy*. O grupo de empresas consideradas não insolventes ou saudáveis é formado pelas empresas cujo *status* é definido como *Active*.

Uma empresa é considerada:

- a. *Active*: quando a empresa está a operar e encontra-se numa situação financeira considerada como sustentável;
- b. *Bankruptcy*: quando está legalmente declarada incapaz de pagar aos seus credores. Nesta fase, os ativos da empresa estão em processo de venda de modo a saldarem as dívidas para se proceder à dissolução da empresa;
- c. *Insolvency Proceedings*: quando ainda continua em atividade, mas o processo de insolvência já foi desencadeado. Durante este período, a empresa continua a operar, tenta pagar aos seus credores e retomar a sua atividade normal, o que significa que se assume a falta de pagamento aos credores como temporária e que é assumida uma probabilidade moderada de regresso à sua atividade normal. Em alternativa, a empresa será reestruturada (algumas partes da empresa poderão ser vendidas ou reestruturadas) ou liquidada.

⁹ A *Analyse Major Database from European Sources* (AMADEUS) é uma base de dados que agrega informação empresarial das empresas com sede na Europa, comercializada pela Bureau Van Dijk.

Numa primeira fase, a amostra recolhida respeitava os seguintes critérios:

- i. Empresas de todos os setores com exceção do setor financeiro (representados pelos códigos de atividade NACE: 64, 65, 66, 68);
- ii. Empresas não cotadas em bolsa de valores;
- iii. Empresas de todas as dimensões, exceto empresas de grande dimensão (definidas na base de dados como: Vendas \geq 100 milhões de euros, Total do Ativo \geq 200 milhões de euros, Número de colaboradores \geq 1000, Empresa cotada).

Após a recolha respeitando os critérios acima referidos, a amostra obtida somava um total de 346626 empresas em Portugal e de 841635 empresas em Espanha. Relativamente ao *status*, em Portugal (Espanha) contavam-se 5813 (4205) empresas insolventes e 340813 (837430) não insolventes.

Após a primeira triagem, foram aplicados os seguintes filtros:

- i. Cada empresa tem de ter um mínimo de 3 anos consecutivos de observações;
- ii. A informação contabilística necessária ao cálculo de todos os rácios do modelo de Ohlson (1980) tem de estar disponível nos dois anos anteriores ao ano de insolvência;
- iii. A dimensão das empresas incluídas na amostra tem de corresponder ao estatuto de PME de acordo com a Recomendação n.º 2003/361/CE, da Comissão Europeia, de 6 de maio no que respeita ao número de colaboradores, Volume de Negócios e Total de Ativos;
- iv. Foram eliminadas empresas não insolventes cujo NUTS2¹⁰ não contemplasse nenhuma empresa insolvente;
- v. Foram igualmente eliminadas empresas não insolventes cujo setor de atividade não contemplasse nenhuma empresa insolvente.

A amostra final obtida é bastante desproporcional face ao número de observações de empresas insolventes e de não insolventes. Em Espanha, a amostra é constituída por 176683 empresas não insolventes e por 927 empresas insolventes. No caso de Portugal, o número de observações correspondentes a empresas não insolventes é de 61089 e o número de observações de empresas insolventes é de 1077. No Quadro 10 é apresentada a composição de cada amostra no que diz respeito ao número de empresas e ao número de observações por país antes e depois de aplicar o *matching*.

¹⁰ NUTS2 é a sigla de Nomenclatura das Unidades Territoriais para Fins Estatísticos usada por entidades como o Instituto Nacional de Estatística e o Eurostat.

Quadro 10: Composição das amostras

| País | Espanha | | Portugal | |
|---------------------------|-------------|---------|-------------|--------|
| | Insolventes | Ativas | Insolventes | Ativas |
| Antes do PSM | | | | |
| Empresas | 927 | 176683 | 1077 | 61089 |
| Observações | 2559 | 1069402 | 3170 | 387783 |
| Depois do PSM | | | | |
| Empresas | 927 | 1827 | 1077 | 2144 |
| Observações | 1878 | 1878 | 2326 | 2326 |
| Fonte: Elaboração própria | | | | |

O Quadro 11 apresenta a distribuição das insolvências por ano e por país.

Quadro 11: Distribuição da amostra por anos

| Ano de Insolvência | Espanha | Portugal |
|---------------------------|---------|----------|
| 2013 | 184 | 49 |
| 2014 | 162 | 191 |
| 2015 | 91 | 198 |
| 2016 | 125 | 188 |
| 2017 | 129 | 218 |
| 2018 | 236 | 233 |
| Total | 927 | 1077 |
| Fonte: Elaboração própria | | |

Os Quadro 12 e Quadro 13 descrevem a amostra por setor agregado por NUTS2 para a Península Ibérica.

Em Espanha a maior concentração de empresas dá-se nas regiões de Madrid e Catalunha. Embora não na mesma proporção, é visível também alguma concentração de empresas nas regiões de Andaluzia, Valência e Galiza. Atendendo ao facto de serem as regiões com maior concentração de empresas, é também nestas regiões que se encontram mais de 60% das empresas insolventes. O Quadro 12 descreve a amostra das empresas espanholas de acordo com esta partição.

Relativamente a Portugal, são as regiões do Norte e na Área de Lisboa e Vale do Tejo que concentram a maioria das insolvências. À semelhança daquilo que ocorre em Espanha, é também nestas regiões e na região Centro que se encontram mais de 80% das empresas insolventes.

Quadro 12: Distribuição da amostra de Espanha por Região (NUTS II)

| Região (NUTS II) | Nº de Empresas Insolventes | Nº de Empresas Não Insolventes | Total |
|---------------------------|----------------------------|--------------------------------|---------------|
| Galícia | 67 | 11775 | 11842 |
| Astúrias | 31 | 4324 | 4355 |
| Cantábria | 7 | 1251 | 1258 |
| País Basco | 62 | 8990 | 9052 |
| Navarra | 7 | 504 | 511 |
| La Rioja | 6 | 1441 | 1447 |
| Aragão | 39 | 8775 | 8814 |
| Madrid | 149 | 44739 | 44888 |
| Castela e Leão | 40 | 5900 | 5940 |
| Castilha - La Mancha | 49 | 4135 | 4184 |
| Extremadura | 9 | 828 | 837 |
| Catalunha | 151 | 33842 | 33993 |
| Comunidade Valenciana | 124 | 19644 | 19768 |
| Ilhas Baleares | 28 | 4539 | 4567 |
| Andaluzia | 86 | 14245 | 14331 |
| Múrcia | 20 | 5287 | 5307 |
| Ilhas Canárias | 52 | 6464 | 6516 |
| Total | 927 | 176683 | 177610 |
| Fonte: Elaboração própria | | | |

Quadro 13: Distribuição da amostra de Portugal por Região (NUTS II)

| Região (NUTS II) | Nº de Empresas Insolventes | Nº de Empresas Não Insolventes | Total |
|----------------------------|----------------------------|--------------------------------|--------------|
| Norte | 446 | 24761 | 25207 |
| Algarve | 35 | 1206 | 1241 |
| Centro | 229 | 6315 | 6544 |
| Lisboa e Vale do Tejo | 269 | 24887 | 25156 |
| Alentejo | 50 | 1446 | 1496 |
| Região Autónoma dos Açores | 23 | 41 | 64 |
| Região Autónoma da Madeira | 25 | 2433 | 2458 |
| Total | 1077 | 61089 | 62166 |
| Fonte: Elaboração própria | | | |

No que diz respeito ao setor de atividade, a classificação das atividades económicas por secção do Eurostat (de acordo com NACE Rev.2)¹¹ é a categorização adotada neste estudo. Esta classificação permite uma compreensão mais detalhada sobre como estão distribuídas as empresas pelos diferentes setores de atividade.

As empresas insolventes pertencem, em média, aos setores Indústria transformadora (C), Construção (F) e Comércio a grosso e a retalho, e à Reparação de automóveis e motociclos (G), tanto no mercado espanhol quanto no mercado português. Estes setores em conjunto representam 67,5% das insolvências em Espanha e 74,7% em Portugal.

¹¹ Disponível em: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-manuals-and-guidelines/-/KS-RA-07-015>

O Quadro 14 reporta a distribuição da amostra do grupo das empresas insolventes por setor de atividade e por país.

Quadro 14: Distribuição por setor de atividade

| País | Espanha | | Portugal | | |
|------|---|----------------------------|----------------|----------------------------|----------------|
| | Setor de Atividade | Nº de Empresas Insolventes | % | Nº de Empresas Insolventes | % |
| | Agricultura, caça e pesca | 15 | 1,62% | 13 | 1,21% |
| | Indústria extrativa | 8 | 0,86% | 9 | 0,84% |
| | Indústria transformadora | 265 | 28,59% | 264 | 24,51% |
| | Captação, tratamento e distribuição de água; saneamento, gestão de resíduos e despoluição | 5 | 0,54% | 2 | 0,19% |
| | Construção | 165 | 17,80% | 189 | 17,55% |
| | Comércio por grosso e a retalho; reparação de veículo a motor e motociclos | 196 | 21,14% | 352 | 32,68% |
| | Transportes e armazenagem | 44 | 4,75% | 42 | 3,90% |
| | Alojamento e restauração | 51 | 5,50% | 57 | 5,29% |
| | Atividade de informação e comunicação | 30 | 3,24% | 26 | 2,41% |
| | Atividades de consultoria, científicas e técnicas | 55 | 5,93% | 43 | 3,99% |
| | Administração pública, defesa e segurança | 35 | 3,78% | 39 | 3,62% |
| | Educação | 9 | 0,97% | 19 | 1,76% |
| | Atividade de saúde humana e apoio social | 24 | 2,59% | 15 | 1,39% |
| | Atividades artísticas, de espetáculo, desportivas e recreativas | 18 | 1,94% | 7 | 0,65% |
| | Outras atividades de serviços | 7 | 0,76% | 0 | 0,00% |
| | Total | 927 | 100,00% | 1077 | 100,00% |

Fonte: Elaboração própria

Com o propósito de simplificar a análise descritiva e empírica, os setores de atividade descritos no Quadro 14 foram compactados em cinco grandes grupos: 1) Agricultura, recursos florestais, pesca, indústria mineira e construção, 2) Indústria transformadora, 3) Transportes, 4) Comércio por Grosso e a Retalho e 5) Serviços. O Apêndice 1 descreve os códigos de atividade económica correspondentes a cada um destes 5 setores. Esta agregação foi feita com base nos dois primeiros dígitos do código NACE e pode ser observada no Quadro 15.

Quadro 15: Distribuição por grupo industrial

| País | Espanha | | Portugal | | |
|------|------------------------|-------------|----------------|-------------|----------------|
| | Agrupamento industrial | Insolventes | % | Insolventes | % |
| | 1 | 188 | 20,28% | 211 | 19,59% |
| | 2 | 265 | 28,59% | 264 | 24,51% |
| | 3 | 79 | 8,52% | 70 | 6,50% |
| | 4 | 228 | 24,60% | 389 | 36,12% |
| | 5 | 167 | 18,02% | 143 | 13,28% |
| | Total | 927 | 100,00% | 1077 | 100,00% |

Fonte: Elaboração própria

No Quadro 16 é apresentada a distribuição das empresas pelas subcategorias das PME. Tanto em Portugal como em Espanha, a concentração das empresas ativas encontra-se na categoria Micro. Porém, no caso de Espanha, em termos de empresas insolventes, a distribuição é equilibrada entre as Micro e as Pequenas, sendo que estas duas categorias representam quase 90% da amostra. No caso de Portugal, as insolventes seguem o padrão das ativas, isto é, há uma concentração nas Micro que representam quase 60%.

Quadro 16: Distribuição da amostra por Dimensão

| País | Espanha | | Portugal | |
|---------------------------|----------------------------|--------------------------------|----------------------------|--------------------------------|
| | Nº de Empresas Insolventes | Nº de Empresas Não Insolventes | Nº de Empresas Insolventes | Nº de Empresas Não Insolventes |
| Micro | 420 | 141647 | 640 | 54476 |
| Pequena | 409 | 32704 | 338 | 6297 |
| Média | 98 | 2332 | 99 | 316 |
| Total | 927 | 176683 | 1077 | 61089 |
| Fonte: Elaboração própria | | | | |

4.4 Estatísticas Descritivas

O Quadro 17 apresenta as estatísticas descritivas dos rácios para as amostras de empresas de Espanha e de Portugal antes da aplicação do PSM.

De acordo com o esperado, o grupo de empresas insolventes espanholas e portuguesas apresenta uma maior dependência de capitais alheios (conforme traduzido pelo rácio TLTA). Por outro lado, os seus níveis de rentabilidade (NITA) e de liquidez (CLCA) são mais baixos revelando um maior desequilíbrio financeiro. Apenas rácio da Dimensão (SIZE) revelou ter um comportamento diferente do esperado. Porém, e apesar de a amostra ser composta por PME, o logaritmo do Total de Ativos apresenta uma elevada amplitude, o que se pode traduzir em discrepâncias entre os valores médios das empresas insolventes e as ativas.

Os rácios como Fundo de Maneio (WCTA), Rentabilidade do Ativo (NITA), *Cash-flow* (FUTL) e Variação (*Net Income* – CHIN)) são caracterizados por valores médios superiores nas empresas ativas. Deste modo, o valor destes rácios varia em sentido oposto à insolvência. Isto é, quanto maior for o valor destes rácios, menor é a probabilidade de insolvência da empresa.

Em contrapartida, os rácios de Endividamento (TLTA), o Inverso da Liquidez (CLCA), *Dummy* (*Net Income* - INTWO) e *Dummy* (*Liabilities, Assets* - OENEG) apresentam valores superiores nas empresas insolventes. Portanto, o valor destes rácios varia no mesmo sentido da situação de insolvência, ou seja,

quanto mais elevados forem estes rácios, maior é a probabilidade de insolvência. Sendo assim, os agentes financeiros, devem ter em atenção o aumento dos valores destes rácios.

Quadro 17: Estatísticas descritivas

| País | Espanha | | | | Portugal | | | | |
|--------------------------|----------------------|---------|----------|----------|----------|---------|----------|----------|---------|
| | Empresas Insolventes | Nº Obs. | Média | Des.Pad. | Mediana | Nº Obs. | Média | Des.Pad. | Mediana |
| SIZE | | 2559 | 14,524 | 1,633 | 14,516 | 3170 | 13,499 | 1,676 | 13,510 |
| TLTA | | 2559 | 0,970 | 0,743 | 0,856 | 3170 | 1,367 | 1,740 | 0,932 |
| WCTA | | 2559 | -0,097 | 0,664 | 0,014 | 3170 | -0,242 | 1,318 | 0,048 |
| CLCA | | 2559 | 2,409 | 6,172 | 0,976 | 3170 | 2,013 | 4,325 | 0,930 |
| NITA | | 2559 | -0,157 | 0,397 | -0,035 | 3170 | -0,196 | 0,479 | -0,050 |
| FUTL | | 2559 | -0,069 | 0,250 | -0,011 | 3170 | -0,072 | 0,207 | -0,027 |
| CHIN | | 2559 | -0,204 | 0,672 | -0,222 | 3170 | -0,128 | 0,664 | -0,102 |
| INTWO | | 2559 | 0,294 | 0,455 | 0,000 | 3170 | 0,362 | 0,481 | 0,000 |
| OENEG | | 2559 | 0,253 | 0,435 | 0,000 | 3170 | 0,405 | 0,491 | 0,000 |
| Empresas Não Insolventes | Nº Obs. | Média | Des.Pad. | Mediana | Nº Obs. | Média | Des.Pad. | Mediana | |
| SIZE | 1069402 | 13,075 | 1,530 | 13,006 | 387783 | 12,119 | 1,531 | 12,042 | |
| TLTA | 1069402 | 0,666 | 0,694 | 0,596 | 387783 | 0,883 | 1,419 | 0,646 | |
| WCTA | 1069402 | 0,129 | 0,621 | 0,193 | 387783 | 0,163 | 0,958 | 0,317 | |
| CLCA | 1069402 | 1,511 | 6,736 | 0,658 | 387783 | 1,144 | 2,737 | 0,515 | |
| NITA | 1069402 | 0,004 | 0,196 | 0,015 | 387783 | -0,034 | 0,397 | 0,018 | |
| FUTL | 1069402 | 0,196 | 0,871 | 0,079 | 387783 | 0,349 | 1,203 | 0,097 | |
| CHIN | 1069402 | 0,023 | 0,616 | 0,026 | 387783 | 0,020 | 0,639 | 0,025 | |
| INTWO | 1069402 | 0,168 | 0,374 | 0,000 | 387783 | 0,168 | 0,374 | 0,000 | |
| OENEG | 1069402 | 0,118 | 0,322 | 0,000 | 387783 | 0,184 | 0,387 | 0,000 | |

Fonte: Elaboração própria

No entanto, pela simples comparação entre grupos não é possível concluir se existem diferenças significativas nas variáveis. Com este objetivo, foi realizada uma análise univariada entre grupos de empresas insolventes e não insolventes. Foi aplicado um teste estatístico t sob a hipótese nula de igualdade das médias das variáveis explicativas entre grupos. O Quadro 18 reporta o resultado do teste estatístico t , o p -value associado ao teste e a diferença entre médias entre os grupos de empresas não insolventes e insolventes (por esta ordem).

Quadro 18: Teste de igualdade das médias entre grupos insolventes e ativas

| País | Espanha | | | Portugal | | | |
|-------|---------|-----------|------------|------------------------|-----------|------------|------------------------|
| | Rácios | Teste t | P -value | Diferença entre médias | Teste t | P -value | Diferença entre médias |
| SIZE | | 42,831 | 0,000 | -1,470 | 42,368 | 0,000 | -1,390 |
| TLTA | | 20,064 | 0,000 | -0,298 | 13,993 | 0,000 | -0,479 |
| WCTA | | 16,252 | 0,000 | 0,219 | 15,305 | 0,000 | 0,392 |
| CLCA | | 6,608 | 0,000 | -0,837 | 9,824 | 0,000 | -0,813 |
| NITA | | 19,216 | 0,000 | 0,159 | 16,721 | 0,000 | 0,152 |
| FUTL | | 49,488 | 0,000 | 0,263 | 91,797 | 0,000 | 0,412 |
| CHIN | | 15,871 | 0,000 | 0,226 | 9,948 | 0,000 | 0,129 |
| INTWO | | -13,302 | 0,000 | -0,128 | 22,485 | 0,000 | -0,214 |
| OENEG | | -14,429 | 0,000 | -0,131 | 22,950 | 0,000 | -0,220 |

Fonte: Elaboração própria

Quadro 19: Teste de igualdade das medianas entre grupos de insolventes e ativas

| País | Espanha | | | Portugal | | | |
|--|---------|-------|---------|----------|-------|---------|----|
| | Rácios | z | P-value | P* | z | P-value | P* |
| SIZE | -42,432 | 0,000 | 0,258 | -45,057 | 0,000 | 0,268 | |
| TLTA | -36,350 | 0,000 | 0,292 | -45,047 | 0,000 | 0,268 | |
| WCTA | 26,821 | 0,000 | 0,653 | 33,791 | 0,000 | 0,674 | |
| CLCA | -27,423 | 0,000 | 0,343 | -37,375 | 0,000 | 0,308 | |
| NITA | 41,423 | 0,000 | 0,737 | 45,625 | 0,000 | 0,735 | |
| FUTL | 41,508 | 0,000 | 0,737 | 50,510 | 0,000 | 0,760 | |
| CHIN | 17,863 | 0,000 | 0,602 | 12,450 | 0,000 | 0,564 | |
| INTWO | 16,947 | 0,000 | 0,437 | 29,053 | 0,000 | 0,403 | |
| OENEG | 21,183 | 0,000 | 0,432 | 32,020 | 0,000 | 0,389 | |
| Fonte: Elaboração própria | | | | | | | |
| *probabilidade de o rácio grupo das ativas ser superior ao das insolventes | | | | | | | |

Os resultados apresentados nos Quadro 18 e Quadro 19 demonstram que as diferenças entre grupos em todas as variáveis são estatisticamente significativas ao nível de 1%.

Tal como verificado no Quadro 17 relativo às estatísticas descritivas, também na análise univariada reportada nos Quadro 18 e Quadro 19 observa-se um comportamento similar nas variáveis nas empresas dos dois países, Espanha e Portugal.

De acordo com o esperado, as empresas insolventes têm menor disponibilidade de fundo de maneio (WCTA), apresentam menor grau de liquidez (CLCA), são menos rentáveis (NITA), geram menores *cash flows* (FUTL) e apresentam menor variação dos seus resultados líquidos (CHIN). Por outro lado, este grupo de empresas apresenta valores de endividamento (TLTA) significativamente superiores ao grupo de empresas ativas.

Contrariamente à intuição inicial, o grupo de empresas insolventes parece ser, em média, de dimensão superior ao grupo de empresas não insolventes (tal como medido pelo SIZE).

Após a aplicação da metodologia *Propensity Score Matching* (PSM), explicada na secção 4.2, o comportamento dos rácios alterou-se devido à eliminação da amostra de empresas com características muito diferentes. Deste modo, as diferenças das médias entre os grupos de insolventes/ativas reduziram-se e não apresentam, em média, significância estatística, tal como esperado. Isto significa que a qualidade do *matching* está assegurada. De salientar que após o PSM o rácio de Dimensão (SIZE) deixa de revelar significância estatística tanto em Espanha como em Portugal.

Os Quadro 20 e Quadro 21 apresentam a análise de correlação. Em suma, na análise de correlação quando o sinal é positivo (negativo) a variação das variáveis ocorre mesmo sentido (sentido oposto). É

esperado que rácios que usem variáveis idênticas na sua construção apresentem correlação forte. Assim, é esperado que exista correlação significativa entre rácios de Endividamento (TLTA), Fundo de maneio (WCTA), Rentabilidade do Ativo (NITA) e *Dummy* do endividamento (OENEG) dado que todos têm como denominador como a variável *Total Assets*. Também é provável que exista correlação significativa entre os rácios Rentabilidade do Ativo (NITA), Variação dos resultados líquidos (CHIN) e *Dummy* dos resultados líquidos (INTWO) uma vez que têm em comum na sua construção a variável *Net Income*. Os coeficientes de correlação (de Pearson) foram estimados considerando um nível máximo de significância estatística de 5%¹².

Quadro 20: Matriz de correlação das amostras de Espanha antes e após o PSM

| Pré PSM | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | CHIN | INTWO | OENEG |
|--|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|--------------|--------------|
| SIZE | 1,000 | | | | | | | | |
| TLTA | -0,285* | 1,000 | | | | | | | |
| WCTA | 0,242* | -0,833* | 1,000 | | | | | | |
| CLCA | -0,095* | 0,358* | -0,435* | 1,000 | | | | | |
| NITA | 0,171* | -0,489* | 0,463* | -0,216* | 1,000 | | | | |
| FUTL | 0,048* | -0,149* | 0,129* | -0,045* | 0,368* | 1,000 | | | |
| CHIN | 0,005* | 0,015* | -0,010* | -0,002 | 0,293* | 0,162* | 1,000 | | |
| INTWO | -0,072* | 0,206* | -0,235* | 0,117* | -0,225* | -0,127* | 0,241* | 1,000 | |
| OENEG | -0,270* | 0,572* | -0,526* | 0,205* | -0,322* | -0,102* | -0,002 | 0,272* | 1,000 |
| Pós PSM | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | CHIN | INTWO | OENEG |
| SIZE | 1,000 | | | | | | | | |
| TLTA | -0,306* | 1,000 | | | | | | | |
| WCTA | 0,321* | -0,782* | 1,000 | | | | | | |
| CLCA | -0,164* | 0,311* | -0,446* | 1,000 | | | | | |
| NITA | 0,238* | -0,576* | 0,522* | -0,229* | 1,000 | | | | |
| FUTL | 0,060* | -0,038 | 0,045 | 0,003 | 0,272* | 1,000 | | | |
| CHIN | -0,029 | 0,006 | 0,009 | -0,008 | 0,235* | 0,117* | 1,000 | | |
| INTWO | -0,058* | 0,158* | -0,160* | 0,107* | -0,160* | -0,092* | 0,249* | 1,000 | |
| OENEG | -0,226* | 0,431* | -0,416* | 0,230* | -0,363* | -0,056* | -0,041 | 0,251* | 1,000 |
| Fonte: Elaboração própria | | | | | | | | | |
| *significa nível de significância 0,05 ou inferior | | | | | | | | | |

O Quadro 20 apresenta os coeficientes de correlação das empresas espanholas antes e após a aplicação do PSM. Verifica-se que em ambas as amostras os rácios que apresentam os níveis mais elevados de correlação positiva são a *Dummy* do endividamento/Endividamento (OENEG/TLTA) e a Rentabilidade do Ativo/Fundo de Maneio (NITA/WCTA), e em sentido negativo são Fundo de Maneio/Endividamento (WCTA/TLTA), que apresenta o coeficiente de correlação mais forte da toda a amostra, a Rentabilidade

¹² Embora apresente níveis de correlação fortes, nenhuma destas é superior a 0,9, pelo que a probabilidade de multicolinearidade entre variáveis é quase nula.

do Ativo/Endividamento (NITA/TLTA), o Inverso da Liquidez/Fundo de Maneio (CLCA/WCTA) e *Dummy* do endividamento/Fundo de Maneio (OENEG/WCTA).

Em resumo, estes resultados sugerem que as empresas mais rentáveis são as que apresentam maiores disponibilidades de fundos internos para financiar a sua atividade operacional (como é o caso do fundo de maneio) e que as menos rentáveis são as que estão mais expostas a elevados níveis de endividamento. Ainda que a diferença não seja expressiva, a amostra pré PSM, de um modo geral, apresenta coeficientes de correlação de maior magnitude.

Quadro 21: Matriz de correlação das amostras de Portugal antes e após o PSM

| Pré PSM | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | CHIN | INTWO | OENEG |
|--|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|--------------|--------------|
| SIZE | 1,000 | | | | | | | | |
| TLTA | -0,301* | 1,000 | | | | | | | |
| WCTA | 0,206* | -0,769* | 1,000 | | | | | | |
| CLCA | -0,110* | 0,507* | -0,700* | 1,000 | | | | | |
| NITA | 0,259* | -0,642* | 0,522* | -0,356* | 1,000 | | | | |
| FUTL | -0,038* | -0,168* | 0,155* | -0,108* | 0,266* | 1,000 | | | |
| CHIN | -0,006* | 0,013* | -0,010* | 0,006* | 0,216* | 0,129* | 1,000 | | |
| INTWO | -0,149* | 0,330* | -0,281* | 0,224* | -0,271* | -0,134* | 0,227* | 1,000 | |
| OENEG | -0,314* | 0,535* | -0,455* | 0,327* | -0,390* | -0,170* | -0,001 | 0,407* | 1,000 |
| Pós PSM | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | CHIN | INTWO | OENEG |
| SIZE | 1,000 | | | | | | | | |
| TLTA | -0,346* | 1,000 | | | | | | | |
| WCTA | 0,268* | -0,883* | 1,000 | | | | | | |
| CLCA | -0,155* | 0,639* | -0,728* | 1,000 | | | | | |
| NITA | 0,306* | -0,587* | 0,534* | -0,35* | 1,000 | | | | |
| FUTL | 0,050* | -0,129* | 0,125* | -0,080* | 0,375* | 1,000 | | | |
| CHIN | -0,009 | 0,013 | -0,009 | 0,031 | 0,216* | 0,220* | 1,000 | | |
| INTWO | -0,041 | 0,239* | -0,224* | 0,211* | -0,194* | -0,150* | 0,273* | 1,000 | |
| OENEG | -0,302* | 0,421* | -0,380* | 0,292* | -0,380* | -0,206* | -0,019 | 0,342* | 1,000 |
| Fonte: Elaboração própria | | | | | | | | | |
| *significa nível de significância 0,05 ou inferior | | | | | | | | | |

O Quadro 21 apresenta as matrizes de correlação de Portugal para a amostra antes e após o PSM.

Os rácios que apresentam coeficientes de correlação mais elevados são o Inverso da Liquidez/Endividamento (CLCA/TLTA) e Rentabilidade do Ativo/Fundo de maneio (NITA/WCTA), cuja correlação é positiva, enquanto os rácios Fundo de maneio/ Endividamento (WCTA/TLTA) e a Rentabilidade do Ativo/Endividamento (NITA/TLTA) apresentam correlação negativa. Mais uma vez, as empresas mais rentáveis financiam o seu negócio internamente e as menos rentáveis são as que apresentam maior acumulação de dívida.

5 Análise e Discussão de Resultados

Como já foi explicado na secção de descrição da metodologia, foram testados inicialmente cinco modelos: 1) um ano antes da insolvência; 2) dois anos antes; 3) três anos antes; 4) um e dois anos antes; e 5) um, dois e três anos antes.

Embora Ohlson (1980) tenha alcançado resultados satisfatórios com a aplicação do seu modelo de probabilidade de insolvência, o seu modelo foi proposto para um determinado contexto geográfico e a sua amostra apresenta características empresariais diferentes (dado ser composta por empresas cotadas sedeadas nos Estados Unidos), enquanto este trabalho foca-se na análise de PME não cotadas da Península Ibérica. Considerando estas limitações, a metodologia proposta por Ohlson (1980) foi adotada (modelo Logit), assim como o recurso aos mesmos *inputs*, isto é, aos mesmos rácios utilizados no seu modelo, mas foram estimados novos coeficientes para cada um dos cinco modelos inicialmente descritos. Esta alteração provocou também uma alteração no *cutoff point*, dado que o valor de 0,5 proposto inicialmente por Ohlson não é considerado o *cutoff point* mais apropriado. Por esta razão, para cada modelo foi estimado um *cutoff point* que minimiza a soma dos seus erros.

De salientar ainda que numa primeira fase os modelos serão estimados antes e após a aplicação do PSM. Este procedimento de *matching* é justificado pelo número de observações ser tão desproporcional entre o grupo de empresas insolventes e o número de empresas não insolventes.

Os Quadro 22 e Quadro 23 apresentam os resultados para cada um dos cinco modelos acima descritos para cada um dos países em estudo, respetivamente, antes da aplicação do PSM. É reportado o coeficiente estimado e o *p-value* associado à estatística z (que é o teste estatístico reportado pelo modelo Logit).

Relativamente à Espanha, as estimativas reportadas no Quadro 22 sugerem que, em média, os coeficientes são estatisticamente significativos. No entanto o rácio do Inverso da Liquidez (CLCA) não é significativo ao longo das estimações (exceto no modelo 5 que apresenta significância estatística ao nível de 5%), o rácio do Fundo de Maneio (WCTA) no modelo 2 e os rácios de *Cash-flow* (FUTL) e do Endividamento (TLTA) para os modelos 1 e 5, respetivamente.

Já para o caso da amostra portuguesa, a evidência reportada no Quadro 23 sugere que o rácio de Endividamento (TLTA) não explica, em média, a situação de insolvência dado que só apresenta significância estatística no modelo 3. O coeficiente do Inverso da liquidez (CLCA) também não é significativo no modelo 1.

Quadro 22: Resultado das estimações dos coeficientes para a amostra de Espanha antes do PSM

| Variáveis | Constante | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | CHIN | INTWO | OENEG |
|-----------------|-----------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|
| Modelo 1 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -18,442 | 0,764 | -0,141 | -0,137 | 0,000 | -1,573 | 0,010 | -1,105 | 0,735 | 1,945 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,865 | 0,000 | 0,558 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Modelo 2 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -17,007 | 0,697 | 0,063 | -0,054 | -0,005 | -0,874 | -0,062 | -0,524 | 0,493 | 0,835 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,005 | 0,053 | 0,112 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Modelo 3 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -15,851 | 0,606 | 0,090 | -0,030 | -0,002 | -0,641 | -0,082 | -0,174 | 0,356 | 0,538 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,273 | 0,378 | 0,000 | 0,000 | 0,021 | 0,001 | 0,000 |
| Modelo 4 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -17,031 | 0,734 | -0,052 | -0,083 | -0,002 | -1,406 | -0,023 | -0,781 | 0,589 | 1,454 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,009 | 0,002 | 0,149 | 0,000 | 0,043 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Modelo 5 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -16,119 | 0,701 | -0,021 | -0,063 | -0,002 | -1,312 | -0,039 | -0,595 | 0,510 | 1,246 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,219 | 0,006 | 0,095 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |

Fonte: Elaboração própria

Quadro 23: Resultado das estimações dos coeficientes para a amostra de Portugal antes do PSM

| Variáveis | Constante | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | CHIN | INTWO | OENEG |
|-----------------|-----------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|
| Modelo 1 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -15,129 | 0,655 | -0,027 | -0,172 | -0,014 | -0,273 | -0,524 | -0,566 | 0,836 | 1,868 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,355 | 0,000 | 0,192 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Modelo 2 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -14,524 | 0,641 | 0,030 | -0,155 | -0,038 | -0,126 | -0,484 | -0,360 | 0,718 | 1,151 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,174 | 0,000 | 0,021 | 0,013 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Modelo 3 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -14,126 | 0,622 | 0,046 | -0,139 | -0,039 | -0,127 | -0,501 | -0,280 | 0,265 | 0,938 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,052 | 0,001 | 0,043 | 0,012 | 0,000 | 0,000 | 0,004 | 0,000 |
| Modelo 4 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -14,205 | 0,655 | -0,002 | -0,164 | -0,023 | -0,233 | -0,522 | -0,451 | 0,769 | 1,513 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,928 | 0,000 | 0,017 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Modelo 5 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -13,609 | 0,650 | 0,012 | -0,159 | -0,026 | -0,213 | -0,538 | -0,388 | 0,614 | 1,336 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,450 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |

Fonte: Elaboração própria

Quadro 24: Número de observações das amostras antes do PSM por modelo

| Modelo | Espanha | Portugal |
|--------|---------|----------|
| 1 | 1070329 | 388860 |
| 2 | 1070329 | 388860 |
| 3 | 1070107 | 388799 |
| 4 | 1071256 | 389937 |
| 5 | 1071961 | 390953 |

Fonte: Elaboração própria

Relativamente ao número de observações utilizadas na estimação dos modelos, segue o descrito no Quadro 24. Todos os coeficientes dos rácios de cada modelo foram calculados com o mesmo número de observações.

O Quadro 25 apresenta a capacidade preditiva dos modelos apresentados nos Quadro 22 e Quadro 23. De modo geral, os resultados mostram que os modelos apresentam uma capacidade preditiva de entre 70% a 75%, abaixo da capacidade reportada por Ohlson (1980).

Ao contrário do esperado, o modelo 2, possui uma capacidade preditiva maior do que o modelo 1 nos dois países. A diferença entre os acertos do modelo 2 e o modelo 3 é de 0,02% para Espanha e de 0,01% para Portugal.

Em termos de erros, tal como esperado, os erros do tipo 2, aumentam na medida em que aumenta a distância temporal em relação ao ano de insolvência.

Quadro 25: Capacidade preditiva dos modelos antes do PSM (em %)

| Amostra Pré PSM da Espanha | | | | | | | | | | |
|------------------------------------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|
| Modelo | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | | 5 | |
| <i>Status Real</i> | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa |
| Insolvente | 84,47 | 15,53 | 71,09 | 28,91 | 65,53 | 34,47 | 77,56 | 22,44 | 73,19 | 26,81 |
| Ativa | 27,80 | 72,20 | 26,37 | 73,6 | 26,38 | 73,62 | 27,24 | 72,76 | 26,79 | 73,21 |
| Capacidade | 72,21 | | 73,63 | | 73,61 | | 72,77 | | 73,21 | |
| Amostra Pré PSM de Portugal | | | | | | | | | | |
| Modelo | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | | 5 | |
| <i>Status Real</i> | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa |
| Insolvente) | 81,99 | 18,01 | 74,28 | 25,72 | 70,57 | 29,43 | 77,16 | 22,84 | 74,76 | 25,24 |
| Ativa | 26,44 | 73,56 | 25,27 | 74,73 | 25,27 | 74,73 | 25,72 | 74,28 | 25,24 | 74,76 |
| Capacidade | 73,59 | | 74,73 | | 74,72 | | 74,30 | | 74,76 | |

Fonte: Elaboração própria

Também contrariando as expectativas, o modelo 5 apresenta maior capacidade preditiva do que o modelo 4. Dado que o modelo 5 inclui observações mais distantes do momento da insolvência (até $t=-3$) em relação ao modelo 4 (até $t=-2$), era expectável que o modelo 5 tivesse uma taxa de acertos inferior. Tais resultados podem ser explicados devido à grande disparidade entre o número de empresas insolventes e o número das ativas. Esta justificação é suportada pela evidência demonstrada no Quadro 25; o comportamento dos modelos no que respeita ao grupo de empresas insolventes é o esperado, isto é, os acertos são decrescentes entre o modelo 1 e o modelo 3, contudo, esta tendência parece não ter o impacto desejado na capacidade preditiva final do modelo (que é inferior à capacidade reportada por Ohlson, 1980).

Para ultrapassar as limitações provocadas pela desproporcionalidade da amostra, será aplicado o método *Propensity Score Matching* (PSM), já descrito em detalhe na secção 4.2 sobre a metodologia. Esta técnica é utilizada para que a comparação estabelecida entre as empresas insolventes e as empresas não insolventes seja mais equilibrada, isto é, para ser possível comparar empresas cujas características internas (por exemplo, liquidez, rentabilidade, dimensão, grau de endividamento) e externas (ano e setor de atividade) sejam consideradas comparáveis.

Desta forma, o modelo de Ohlson (1980) foi novamente estimado após a aplicação do PSM. Os Quadro 27 e Quadro 28 apresentam os resultados.

Tal como nos modelos anteriores, o número de observações usadas na estimação, não varia entre os rácios do mesmo modelo. Assim, o número de observações de cada modelo é apresentado Quadro 26.

Quadro 26: Número de observações das amostras após o PSM por modelo

| Modelo | Espanha | Portugal |
|---------------------------|---------|----------|
| 1 | 2552 | 3123 |
| 2 | 2539 | 3117 |
| 3 | 2421 | 3064 |
| 4 | 3213 | 3914 |
| 5 | 3756 | 4652 |
| Fonte: Elaboração própria | | |

Quadro 27: Resultado das estimações dos coeficientes para a amostra de Espanha após o PSM

| Variáveis | Constante | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | CHIN | INTWO | OENEG |
|---------------------------|-----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|
| Modelo 1 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -3,351 | 0,118 | -0,131 | -0,023 | 0,015 | -1,208 | 0,061 | -1,067 | 0,481 | 0,661 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,008 | 0,726 | 0,099 | 0,000 | 0,210 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Modelo 2 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -2,053 | 0,066 | 0,031 | -0,032 | -0,001 | -0,165 | 0,004 | -0,543 | 0,249 | -0,460 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,014 | 0,546 | 0,617 | 0,908 | 0,322 | 0,869 | 0,000 | 0,037 | 0,002 |
| Modelo 3 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -0,743 | -0,031 | 0,038 | 0,000 | 0,002 | -0,009 | -0,007 | -0,199 | 0,066 | -0,624 |
| <i>p-value</i> | 0,082 | 0,287 | 0,418 | 0,995 | 0,793 | 0,957 | 0,744 | 0,029 | 0,608 | 0,000 |
| Modelo 4 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -1,890 | 0,088 | -0,060 | -0,021 | 0,009 | -0,892 | 0,025 | -0,713 | 0,315 | 0,144 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,467 | 0,829 | 0,247 | 0,000 | 0,441 | 0,000 | 0,001 | 0,175 |
| Modelo 5 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -0,875 | 0,050 | -0,023 | 0,005 | 0,008 | -0,778 | 0,012 | -0,520 | 0,213 | -0,072 |
| <i>p-value</i> | 0,012 | 0,017 | 0,883 | 0,976 | 0,324 | 0,000 | 0,727 | 0,000 | 0,009 | 0,508 |
| Fonte: Elaboração própria | | | | | | | | | | |

Quadro 28: Resultado das estimações dos coeficientes para a amostra de Portugal após o PSM

| Variáveis | Constante | SIZE | TLTA | WCTA | CLCA | NITA | FUTL | CHIN | INTWO | OENEG |
|---------------------------|-----------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Modelo 1 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -2,854 | 0,089 | -0,060 | -0,090 | 0,008 | -0,380 | -0,628 | -0,452 | 0,388 | 0,885 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,000 | 0,166 | 0,151 | 0,565 | 0,016 | 0,019 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Modelo 2 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -1,492 | 0,020 | -0,010 | -0,050 | -0,006 | 0,058 | -0,575 | -0,396 | 0,294 | 0,170 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,395 | 0,822 | 0,436 | 0,729 | 0,723 | 0,016 | 0,000 | 0,006 | 0,112 |
| Modelo 3 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -1,135 | 0,007 | 0,014 | -0,063 | -0,033 | 0,044 | -0,622 | -0,283 | -0,183 | -0,057 |
| <i>p-value</i> | 0,002 | 0,781 | 0,758 | 0,400 | 0,221 | 0,801 | 0,014 | 0,000 | 0,116 | 0,618 |
| Modelo 4 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -1,336 | 0,047 | -0,026 | -0,077 | 0,001 | -0,115 | -0,954 | -0,373 | 0,302 | 0,481 |
| <i>p-value</i> | 0,000 | 0,022 | 0,519 | 0,194 | 0,892 | 0,475 | 0,007 | 0,000 | 0,001 | 0,000 |
| Modelo 5 | | | | | | | | | | |
| Coeficientes | -0,508 | 0,027 | -0,008 | -0,073 | -0,005 | 0,024 | -1,215 | -0,302 | 0,133 | 0,274 |
| <i>p-value</i> | 0,072 | 0,164 | 0,851 | 0,215 | 0,655 | 0,883 | 0,001 | 0,000 | 0,092 | 0,001 |
| Fonte: Elaboração própria | | | | | | | | | | |

Após a aplicação do PSM, alguns dos coeficientes reportados nos Quadro 27 e Quadro 28 perdem a sua significância quando comparados com os resultados anteriores (Quadro 22 e Quadro 23). Tanto no caso de Espanha como em Portugal, as estimativas vão perdendo significância ao nível que o ano de insolvência se distancia. Para a amostra espanhola (Quadro 27), no modelo 1 apenas o Fundo de Maneio (WCTA) e o *Cash-flow* (FUTL) não são significativos, mas esse número aumenta nos modelos 2 e 3. Assim, no modelo 3, apenas as variáveis *Dummy* do Endividamento (OENEG) e a Variação dos resultados líquidos (CHIN) são significativas no caso de Espanha, e no caso Português (Quadro 28), no modelo 3 apenas as variáveis *Cash-flow* (FUTL) e Variação dos resultados líquidos (CHIN) apresentam resultados significativos. É de salientar que esta última (CHIN) é a única que mantém a significância estatística em todos os modelos. No modelo 1 também não é significativo o rácio do Cash-flow. No modelo 2, não o são o do Endividamento e a Rentabilidade do Ativo.

Curiosamente, e ao contrário do esperado, para a amostra espanhola a variável Endividamento (TLTA) só é significativa no Modelo 1, perdendo essa significância nos restantes modelos. Já no caso de Portugal, o coeficiente da variável Endividamento nunca é significativo em nenhum modelo. Esta falta de significância pode ser explicada pela combinação das variáveis no modelo, logo outra variável que não o Endividamento pode estar a captar o impacto da acumulação de dívida na situação de insolvência. Na próxima secção irão ser testados modelos com variáveis alternativas com o objetivo de tentar ultrapassar esta situação.

O Quadro 29 reporta a capacidade preditiva dos modelos após a aplicação do PSM.

Quadro 29: Capacidade Preditiva dos modelos após o PSM (em %)

| Amostra Pós PSM da Espanha | | | | | | | | | | | |
|----------------------------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|--|
| Modelo | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | | 5 | | |
| Status Real | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | |
| Insolvente | 76,85 | 23,15 | 56,43 | 43,57 | 55,80 | 44,20 | 65,92 | 34,08 | 59,96 | 40,04 | |
| Ativa | 40,47 | 59,53 | 41,85 | 58,15 | 46,01 | 53,99 | 40,31 | 59,69 | 39,99 | 60,01 | |
| Capacidade | 64,11 | | 57,70 | | 54,40 | | 62,28 | | 59,98 | | |

| Amostra Pós PSM de Portugal | | | | | | | | | | | |
|-----------------------------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|--|
| Modelo | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | | 5 | | |
| Status Real | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | |
| Insolvente | 73,40 | 26,60 | 59,04 | 40,96 | 59,62 | 40,38 | 65,87 | 34,13 | 60,88 | 39,12 | |
| Ativa | 40,5 | 59,5 | 39,34 | 60,66 | 43,12 | 56,88 | 39,25 | 60,75 | 39,08 | 60,92 | |
| Capacidade | 63,05 | | 60,25 | | 57,54 | | 62,83 | | 60,90 | | |

Fonte: Elaboração própria

Ao contrário do esperado, o Quadro 29 revela que os modelos estimados com base em amostras que sofreram um processo de *matching* aparentam ter menor capacidade preditiva do que a análise anterior que incluía todas as empresas.

Contudo, e apesar da capacidade preditiva ser inferior à reportada no Quadro 25, o comportamento dos modelos foi ao encontro do que era esperado, ou seja, a capacidade preditiva decresceu entre o modelo 1 e o modelo 3.

Para Espanha, o modelo 1 apresentou uma capacidade de acerto de 64,11% e os modelos 2 e 3 as percentagens foram de 57,70% e 54,40%, respetivamente. Já em Portugal, e apesar de a capacidade do primeiro modelo ser inferior à de Espanha, cerca de 63,05% *versus* 64,11%, a variação traduzida pelo decréscimo entre os modelos foi menor. Assim, os modelos 2 e 3 caracterizam-se por taxas de acerto de 60,25% e 57,54%, respetivamente.

No caso dos modelos 4 e 5, que incluem respetivamente os anos 1 e 2 e os anos 1,2 e 3, os resultados mostram que o comportamento é decrescente conforme previsto. Desta forma, os resultados sugerem um decréscimo na capacidade preditiva do modelo 5 comparativamente ao 4.

Relativamente aos erros observados, tanto os do tipo I quanto do tipo II aumentam com o afastamento temporal do ano da insolvência. Sendo que os mais graves são os erros do tipo II tal como já explicado anteriormente, importa salientar que para os modelos 2 e 3 apresentam taxas superiores aos 40% que são consideradas elevadas. Esta evidência pode ser uma explicação possível das taxas de capacidade preditiva dos modelos relativamente baixas (em comparação com as reportadas por Ohlson, 1980), que rondam os 60% e os 64%.

Esta análise foi segmentada em função dos setores de atividade agregados em 5 grandes grupos (ver Apêndice 1). O Quadro 30 reporta os resultados das estimativas do modelo 1 ($t=-1$) para as indústrias definidas no Apêndice 1¹³.

Quadro 30: Capacidade Preditiva do modelo 1 por Indústria (em %)

| Amostra Pré PSM da Espanha | | | | | | | | | | | |
|------------------------------------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|------------|-------|--|
| Indústria | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | | 5 | | |
| <i>Status Real</i> | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | |
| Insolvente | 86,17 | 13,83 | 87,17 | 12,83 | 79,75 | 20,25 | 82,02 | 17,98 | 83,83 | 16,17 | |
| Ativa | 35,68 | 64,32 | 29,30 | 70,70 | 28,75 | 71,25 | 28,24 | 71,76 | 22,88 | 77,12 | |
| Amostra Pós PSM da Espanha | | | | | | | | | | | |
| Indústria | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | | 5 | | |
| <i>Status Real</i> | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | |
| Insolvente | 80,92 | 19,08 | 80,00 | 20,00 | 68,33 | 31,67 | 76,10 | 23,90 | 72,58 | 27,42 | |
| Ativa | 44,35 | 55,65 | 39,52 | 60,48 | 44,44 | 55,56 | 36,79 | 63,21 | 41,07 | 58,93 | |
| Amostra Pré PSM de Portugal | | | | | | | | | | | |
| Indústria | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | | 5 | | |
| <i>Status Real</i> | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | |
| Insolvente | 87,20 | 12,80 | 84,47 | 15,53 | 71,43 | 28,57 | 82,78 | 17,22 | 72,73 | 27,27 | |
| Ativa | 34,29 | 65,71 | 28,84 | 71,16 | 20,08 | 79,92 | 32,25 | 67,75 | 18,87 | 81,13 | |
| Amostra Pós PSM de Portugal | | | | | | | | | | | |
| Indústria | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | | 5 | | |
| <i>Status Real</i> | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa | |
| Insolvente | 76,05 | 23,95 | 72,08 | 27,92 | 63,27 | 36,73 | 78,13 | 21,88 | 62,50 | 37,50 | |
| Ativa | 44,08 | 55,92 | 36,68 | 63,32 | 36,42 | 63,58 | 42,17 | 57,83 | 39,87 | 60,13 | |

Fonte: Elaboração própria

O setor que revela melhores resultados é o setor 5 (Serviços), tanto para Espanha quanto para Portugal. Sendo a taxa de acerto de 77,12% em Espanha e de 81,13% em Portugal antes da aplicação do PSM. Os setores 2 e 3 também apresentam taxas de acertos elevadas (a rondar os 80%). Já o setor 1 é o que tem níveis de acertos mais baixos, para os dois países.

Tal como verificado na análise aos resultados apresentados nos Quadro 27 e Quadro 28, após aplicado o PSM, a capacidade de acerto dos modelos baixa consideravelmente, pelo as taxas de acerto dos setores também é mais baixa.

Em Espanha a taxa mais baixa é de 59% diz respeito ao setor 3. As percentagens de acerto dos restantes setores variam entre 62% e 66%, sendo a mais alta do setor 4 com 66,5%.

Em Portugal a taxa mais alta é de 66% correspondente ao setor 2 e a mais baixa pertence ao setor 5 com 61%. Os restantes setores têm taxas que variam entre 61% e 64%.

¹³ Indústria 1: Agricultura, recursos florestais, pesca, indústria mineira e construção; Indústria 2: Indústria transformadora; Indústria 3: Transportes; Indústria 4; Comércio por Grosso e a Retalho; Indústria 5: Serviços.

Em conclusão, as taxas de acerto apresentadas nesta análise são bastante inferiores às reportadas por Ohlson (1980), o autor que desenvolveu e propôs o modelo de insolvência adotado neste estudo. Este, desenvolveu o modelo adaptado a outro contexto geográfico (Estados Unidos da América *versus* Espanha e Portugal) e usou uma amostra de empresas cotadas que não são comparáveis nas suas características internas e externas à amostra de PME (não cotadas) usadas neste estudo. Esta última característica – pertencer ao grupo de PME – já é uma característica que impossibilita a comparabilidade de informação contabilística dado os imperativos legais de disponibilidade de informação ser bastante diferente para estas empresas (relativamente a empresas cotadas). A maioria das PME não se enquadra na obrigatoriedade de prestar contas certificadas (auditadas por revisor oficial de contas), o que pode conduzir ao enviesamento dos resultados.

5.1 Introdução de Novas Variáveis

Nesta secção será apresentada uma análise aos mesmos modelos testados na secção anterior, mas com a introdução de novas variáveis.

As variáveis selecionadas e adicionadas aos modelos 1-5 anteriores foram dois dos rácios do modelo de Altman (1968), nomeadamente X_2 (Resultados transitados) e X_3 (Rentabilidade do Ativo) e um rácio que capta o endividamento bancário.

Desta forma, cada um dos próximos Quadros apresenta os resultados dos modelos 1-5 testados anteriormente, mas como a inovação de adicionar cada uma das variáveis referidas aos nove rácios que compõem o modelo de Ohlson (1980).

Quadro 33 → $X_1 = (Non\ Current\ Liabilities+Loans)/Total\ Assets$

Quadro 34 → $X_2 = Retained\ Earnings/Total\ Assets$

Quadro 35 → $X_3 = ROA=EBIT/Total\ Assets$

O Quadro 31 apresenta os resultados da análise univariada às novas variáveis X_1 , X_2 e X_3 , e reporta o resultado do teste estatístico t , o p -value associado ao teste e a diferença às médias entre os grupos de empresas não insolventes e insolventes.

Tal como acontece na análise anterior reportada no Quadro 18, as diferenças das médias entre grupos destas novas variáveis adicionais são estatisticamente significativas ao nível de 1% tanto em Espanha como em Portugal.

Quadro 31: Teste de igualdade das médias entre grupos de insolventes e ativos

| País | Espanha | | | Portugal | | | |
|------|---------|----------------|----------------|------------------------|----------------|----------------|------------------------|
| | Rácios | Teste <i>t</i> | <i>P-value</i> | Diferença entre médias | Teste <i>t</i> | <i>P-value</i> | Diferença entre médias |
| X1 | | -35,527 | 0,000 | -0,239 | -17,199 | 0,000 | -0,206 |
| X2 | | 26,060 | 0,000 | 0,413 | 18,407 | 0,000 | 0,593 |
| X3 | | 24,626 | 0,000 | 0,119 | 20,020 | 0,000 | 0,141 |

Fonte: Elaboração própria

De acordo com os resultados apresentados no Quadro 31, tal como esperado, o rácio X_1 (*Non Current Liabilities+Loans/Total Assets*) apresenta uma média superior nas empresas insolventes, e ao contrário, as variáveis X_2 (*Retained Earnings/Total Assets*) e X_3 (ROA) são mais elevadas, em média, nas empresas não insolventes.

Foram eliminadas de forma conjunta todas as observações com um dos três novos rácios em falta.

Quadro 32: Número de observações usadas para estimar os coeficientes

| Modelo | Espanha | Portugal |
|--------|---------|----------|
| 1 | 1055421 | 386581 |
| 2 | 1055421 | 386581 |
| 3 | 1055233 | 386548 |
| 4 | 1056236 | 387468 |
| 5 | 1056861 | 388320 |

Fonte: Elaboração própria

O Quadro 32 descreve o número de observações dos modelos cujos resultados são apresentados nos Quadro 33-Quadro 35.

Quadro 33: Resultado das estimações do modelo de Ohlson (1980) com a variável adicional X_1

| País | Espanha | | | | | Portugal | | | | |
|------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | Modelos | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| Constante | -17,71 | -16,52 | -15,39 | -16,43 | -15,55 | -15,35 | -14,64 | -14,19 | -14,36 | -13,73 |
| SIZE | 0,701 | 0,638 | 0,546 | 0,674 | 0,641 | 0,658 | 0,635 | 0,615 | 0,653 | 0,646 |
| TLTA | -0,632 | -0,213 | -0,113 | -0,438 | -0,359 | -0,079 | -0,026 | -0,043 | -0,056 | -0,051 |
| WCTA | -0,668 | -0,393 | -0,275 | -0,529 | -0,462 | -0,237 | -0,230 | -0,246 | -0,233 | -0,236 |
| CLCA | -0,002 | -0,007 | -0,001 | -0,003 | -0,003 | -0,021 | -0,044 | -0,054 | -0,029 | -0,034 |
| NITA | -1,589 | -0,863 | -0,607 | -1,405 | -1,306 | -0,259 | -0,088 | -0,138 | -0,209 | -0,195 |
| FUTL | 0,011 | -0,067 | -0,083 | -0,023 | -0,037 | -0,513 | -0,468 | -0,492 | -0,505 | -0,521 |
| CHIN | -1,116 | -0,518 | -0,138 | -0,782 | -0,583 | -0,589 | -0,348 | -0,190 | -0,458 | -0,362 |
| INTWO | 0,625 | 0,353 | 0,419 | 0,463 | 0,433 | 0,822 | 0,815 | 0,455 | 0,808 | 0,691 |
| OENEG | 1,322 | 0,058 | -0,251 | 0,760 | 0,526 | 1,784 | 1,004 | 0,809 | 1,401 | 1,218 |
| X1 | 1,795 | 1,963 | 1,755 | 1,865 | 1,837 | 0,178 | 0,191 | 0,213 | 0,183 | 0,191 |

Fonte: Elaboração própria

Os coeficientes a negrito apresentam um nível de significância 0,1

Quadro 34: Resultado das estimações do modelo de Ohlson (1980) com a variável adicional X_2 .

| País | Espanha | | | | | Portugal | | | | |
|------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| Modelos | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| Constante | -18,85 | -17,37 | -16,05 | -17,43 | -16,46 | -15,77 | -14,84 | -14,36 | -14,67 | -13,98 |
| SIZE | 0,797 | 0,729 | 0,624 | 0,767 | 0,730 | 0,694 | 0,655 | 0,631 | 0,680 | 0,668 |
| TLTA | -0,145 | 0,095 | 0,129 | -0,035 | 0,001 | -0,071 | -0,014 | -0,012 | -0,047 | -0,036 |
| WCTA | -0,121 | -0,008 | 0,035 | -0,050 | -0,020 | -0,163 | -0,164 | -0,166 | -0,160 | -0,160 |
| CLCA | -0,001 | -0,006 | -0,001 | -0,003 | -0,002 | -0,017 | -0,044 | -0,052 | -0,026 | -0,031 |
| NITA | -1,191 | -0,292 | -0,023 | -0,952 | -0,835 | -0,210 | -0,007 | -0,070 | -0,153 | -0,135 |
| FUTL | 0,033 | -0,046 | -0,067 | -0,004 | -0,021 | -0,485 | -0,455 | -0,480 | -0,483 | -0,502 |
| CHIN | -1,108 | -0,518 | -0,137 | -0,777 | -0,577 | -0,571 | -0,343 | -0,187 | -0,446 | -0,353 |
| INTWO | 0,555 | 0,288 | 0,361 | 0,399 | 0,370 | 0,771 | 0,800 | 0,448 | 0,775 | 0,667 |
| OENEG | 1,389 | 0,100 | -0,271 | 0,834 | 0,589 | 1,714 | 0,972 | 0,794 | 1,349 | 1,177 |
| X2 | -0,559 | -0,705 | -0,665 | -0,611 | -0,620 | -0,160 | -0,133 | -0,117 | -0,146 | -0,137 |

Fonte: Elaboração própria

Os coeficientes a negrito apresentam um nível de significância 0,1

Quadro 35: Resultado das estimações do modelo de Ohlson (1980) com a variável adicional X_3 .

| País | Espanha | | | | | Portugal | | | | |
|------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| Modelos | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| Constante | -19,41 | -17,41 | -16,00 | -17,70 | -16,62 | -15,82 | -14,81 | -14,38 | -14,66 | -13,99 |
| SIZE | 0,824 | 0,718 | 0,608 | 0,773 | 0,728 | 0,693 | 0,647 | 0,628 | 0,675 | 0,664 |
| TLTA | -0,075 | 0,115 | 0,155 | 0,008 | 0,037 | -0,001 | 0,050 | 0,046 | 0,020 | 0,029 |
| WCTA | -0,102 | -0,042 | -0,021 | -0,055 | -0,037 | -0,144 | -0,147 | -0,154 | -0,145 | -0,147 |
| CLCA | -0,001 | -0,006 | -0,002 | -0,003 | -0,003 | -0,016 | -0,041 | -0,050 | -0,025 | -0,030 |
| NITA | -1,016 | -0,298 | 0,078 | -0,852 | -0,761 | -0,043 | 0,112 | 0,155 | -0,001 | 0,024 |
| FUTL | 0,015 | -0,065 | -0,082 | -0,023 | -0,039 | -0,454 | -0,445 | -0,464 | -0,461 | -0,481 |
| CHIN | -0,909 | -0,443 | -0,086 | -0,636 | -0,459 | -0,505 | -0,317 | -0,154 | -0,401 | -0,314 |
| INTWO | 0,464 | 0,339 | 0,420 | 0,369 | 0,361 | 0,758 | 0,806 | 0,440 | 0,772 | 0,663 |
| OENEG | 1,525 | 0,662 | 0,301 | 1,146 | 0,962 | 1,749 | 1,031 | 0,826 | 1,394 | 1,219 |
| X3 | -2,593 | -1,599 | -1,369 | -2,160 | -1,945 | -0,772 | -0,460 | -0,617 | -0,626 | -0,601 |

Fonte: Elaboração própria

Os coeficientes a negrito apresentam um nível de significância 0,1

Deste modo, foram estimados ao todo, 30 novos modelos, dos quais 15 dizem respeito a amostra de Espanha e os restantes 15 à amostra de Portugal. Esta análise foi conduzida sem recurso ao método PSM.

Os Quadro 33-Quadro 35 apresentam, respetivamente, para além dos coeficientes para as variáveis já testadas anteriormente, os coeficientes estimados para as novas variáveis X_1 - X_3 .

No Quadro 33, os coeficientes estimados são, em média, significativos para a maioria das variáveis, sendo que só o rácio do Inverso da liquidez (CLCA) nunca é significativo no caso de Espanha. De salientar ainda que a nova variável X_1 apresenta significância estatística em todos os modelos. Esta variável capta o endividamento de longo prazo (*Non Current Liabilities+Loans*) e apresenta coeficientes de magnitude superior à variável Endividamento (TLTA) de Ohlson (1980); dada a relação significativa esperada entre

o grau de endividamento e a situação de insolvência, é provável que a variável proposta por Ohlson (1980) seja demasiada ampla no sentido que usa no numerador o saldo do passivo total, que é constituído por passivo cíclico e passivo financeiro, enquanto X_1 aproxima-se somente do passivo financeiro oneroso que sendo mal gerido pode conduzir empresas saudáveis a uma situação de insolvência.

Nos Quadro 34 e Quadro 35 o comportamento das novas variáveis adicionadas é semelhante ao observado no Quadro 33; os coeficientes estimados de X_2 e X_3 são significativos ao longo de todas as regressões

A adição destas novas variáveis ao modelo proposto por Ohlson (1980) contribuiu para um aumento da capacidade preditiva dos modelos, tal como reportado no Quadro 36.

Quadro 36: Capacidade preditiva dos modelos apresentados nos Quadro 33-Quadro 35

| Modelos | Modelo 1 | Modelo 2 | Modelo 3 | Modelo 4 | Modelo 5 |
|---------------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Espanha | | | | | |
| Quadro 33 | 76,42% | 78,48% | 78,04% | 77,68% | 78,14% |
| Quadro 34 | 76,41% | 76,96% | 77,06% | 76,57% | 76,74% |
| Quadro 35 | 77,78% | 79,80% | 79,87% | 78,89% | 79,51% |
| Portugal | | | | | |
| Quadro 33 | 75,81% | 77,90% | 77,85% | 76,81% | 77,34% |
| Quadro 34 | 77,61% | 79,94% | 79,97% | 78,86% | 79,58% |
| Quadro 35 | 77,87% | 79,78% | 79,81% | 78,82% | 79,45% |
| Fonte: Elaboração própria | | | | | |

Tal como na análise antes do PSM (Quadro 25) a capacidade preditiva do modelo 1 é inferior à dos restantes modelos. No entanto, em termos de assertividade dos modelos (erros), é possível verificar que os erros do tipo II ocorrem a uma taxa inferior em comparação com a análise reportada no Quadro 25. Essa análise é apresentada nos Apêndice 3-Apêndice 5 que reportam os erros nos Quadro 33-Quadro 35, respetivamente.

Este resultado é considerado positivo dado que o erro do tipo II, que é considerado o mais grave, sofre nesta análise uma redução percentual.

De realçar também a evidência demonstrada no Quadro 36 que, em média, os modelos estimados nos Quadro 33-Quadro 35 apresentam capacidades preditivas superiores aos modelos comparáveis apresentados nos Quadro 22 e Quadro 23, e cuja capacidade preditiva é reportada no Quadro 25.

De um geral, os resultados sugerem que o modelo de Ohlson (1980) pode ser aplicado às PME Ibéricas, mas com a limitação do seu poder preditivo ser inferior, em média, ao reportado por Ohlson (1980).

Deste modo, conclui-se que a combinação de variáveis incluídas no modelo de Ohlson (1980) pode não ser a mais adequada para detetar atempadamente uma possível situação de insolvência em PME espanholas e portuguesas.

A evidência empírica obtida nesta secção parece apontar para a combinação de novas variáveis no modelo de Ohlson (1980) que conduzam ao aumento da capacidade de previsão de insolvência.

6 Conclusão

Este trabalho tem como objetivo principal o estudo da capacidade preditiva de um modelo de previsão de insolvência proposto por Ohlson (1980) aplicados às PME do mercado europeu, nomeadamente aos mercados espanhol e português.

Foram recolhidos dados económico-financeiros para cada país na base de dados AMADEUS para um grupo de empresas insolventes e para um grupo de controlo constituído por empresas não insolventes. Com recurso a um modelo logístico, foram estimados 5 modelos para períodos que variam entre um e três anos antes da insolvência com o propósito de analisar a capacidade preditiva do modelo proposto por Ohlson (1980) e de como essa capacidade é afetada ao longo do tempo. Foi também adotado o método *Propensity Score Matching* com o objetivo de tornar as amostras de empresas insolventes e não insolventes mais comparáveis em termos das suas características internas (como por exemplo, liquidez, rentabilidade, dimensão, grau de endividamento) e tendo em conta fatores como o ano e a indústria onde operam.

Quanto à descrição da amostra, as dimensões a destacar respeitam à dimensão, localização geográfica e indústria. No que respeita à dimensão das empresas, nos dois países, a categoria com mais empresas insolventes é a das microempresas, seguida das pequenas e por último as empresas médias que representam menos de 11% em cada país.

Em relação à caracterização geográfica, em Espanha as regiões com maior concentração de empresas insolventes são a Catalunha, Madrid e a Comunidade Valenciana, por esta ordem. Já em Portugal esta concentração encontra-se localizada na região Norte, em Lisboa e Vale do Tejo e na região Centro, também por esta ordem.

Em termos de atividade económica, os setores que somam o maior número de insolvências, tanto em Espanha quanto em Portugal, são a Indústria transformadora (C), a Construção (F) e o Comércio a grosso e a retalho, e à Reparação de automóveis e motociclos (G).

Os resultados empíricos obtidos neste estudo demonstram evidência de que a capacidade preditiva dos vários modelos estimados é, em média, superior a 70%. No entanto, e ao contrário do esperado, após a adoção do método *Propensity Score Matching*, a capacidade preditiva sofreu uma diminuição. Esta diminuição na capacidade preditiva pode ser explicada pela combinação das variáveis no modelo de Ohlson (1980). Esta hipótese foi corroborada pelos resultados da última parte da análise empírica que

consistiu na adição de novas variáveis ao modelo original (Ohlson, 1980); a capacidade preditiva dos modelos após a introdução de novas variáveis aumentou.

A análise aos resultados apresentados neste trabalho conduz à conclusão de que a aplicação de um modelo de previsão de insolvência proposto para outro contexto geográfico e baseado numa amostra com características diferentes não é realmente satisfatório dado que a capacidade preditiva ronda, em média, os 70%, que se traduz num valor bastante inferior ao reportado pelo autor do modelo (Ohlson, 1980).

No entanto, esta limitação conduz à proposta de desenvolvimento de um modelo de previsão de insolvência com um conjunto de variáveis ajustadas ao contexto e amostra usada neste estudo, e que contribuíssem, dessa forma, para o aumento da capacidade de detetar sinais de alerta n anos antes de as empresas entrarem em situação de insolvência.

Referências Bibliográficas

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(1), 589–609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1974.tb00057.x>
- Altman, E. I. (1983). Multidimensional Graphics and Bankruptcy Prediction: A Comment. *Journal of Accounting Research*, 21(1), 297–299. <https://doi.org/10.2307/2490950>
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETA analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29–54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. 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. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x>
- Back, B., Sere, K., & Vanharanta, H. (1996). Data mining account numbers using self-organizing maps. *Finnish Artificial Intelligence Society*, 35–47.
- Barros, G. C. O. de. (2008). *Modelos de Previsão da Falência de Empresas, Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas*. ISCTE, Instituto Universitário de Lisboa, Portugal.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33, 1–42. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/41948574>
- Blum, M. (1974). Analysis Discriminant Failing Company. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1–25. <https://doi.org/10.2307/2490525>
- Campello, M., Graham, J. R., & Harvey, C. R. (2010). The real effects of financial constraints: Evidence from a financial crisis. *Journal of Financial Economics*, 97(3), 470–487. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2010.02.009>
- Casey, C., & Bartczak, N. (1985). Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 384–401. <https://doi.org/10.2307/2490926>
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465–497. <https://doi.org/10.1080/0963818042000216811>
- Chen, K. H., & Shimerda, T. A. (1981). An of Empirical Analysis Useful Financial Ratios. *Financial Management*, 10(1), 51–60. <https://doi.org/10.2307/3665113>
- Coats, P. K., & Fant, L. F. (1993). Recognizing a Neural Network Using. *Financial Management*, 22(3), 142–155. <https://doi.org/10.2307/3665934>
- Cook, R. A., & Nelson, J. L. (1998). A Conspectus of Business Failure Forecasting. *The Journal of Finance*, 589–609.

- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accountin Research, 10*(1), 167–179. <https://doi.org/10.2307/2490225>
- Edmister, R. O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis, 7*(2), 1477–1493. <https://doi.org/10.2307/2329929>
- FitzPatrick, P. J. (1932). A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Companies. *The Certified Public Accountant*, (October, November, December), 598–605, 656–662, 727–731.
- Gabás, F. (1990). *Técnicas Actuales de Análisis Contable: Evaluación de la Solvencia Empresarial*. Madrid: Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas.
- Gentry, J. A., Newbold, P., & Whitford, D. T. (1985). Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components. *Journal of Accounting Research, 23*(1), 146–160. <https://doi.org/10.2307/2490911>
- Mensah, Y. M. (1983). The Differential Bankruptcy Predictive Ability of Specific Price Level Adjustments : Some Empirical Evidence. *The Accounting Review, 58*(2), 228–246. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/246832>
- Merwin, C. L. (1942). Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries. *New York: National Bureau of Economic Research, 1926–1936*.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research, 18*(1), 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Pinches, G. E., Eubank, A. A., Mingo, K. A., & Caruthers, J. K. (1975). The Hierarchical Classification of Financial Ratios. *Journal of Business Research, 3*(4), 295–310. [https://doi.org/10.1016/0148-2963\(75\)90011-9](https://doi.org/10.1016/0148-2963(75)90011-9)
- Platt, H. D. (1985). *Why Companies Fail: Strategies for Detecting Avoiding and Profiting from Bankruptcy*. Massachusetts: Lexington Books.
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika, 70*(1), 41–55. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511810725.016>
- Smith, R. F., & Winakor, A. (1935). *Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations*. Urbana: University of Illinois.
- Taffler, R. J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data. *Journal of the Royal Statistical Society, 145*(3), 342–358. <https://doi.org/10.2307/2981867>
- Tamari, M. (1966). Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy. *Management International Review, 6*(4), 15–21. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/40226072>
- Wilson, N., Chong, K. S., & Peel, M. J. (1995). Neural Network Simulation and the Prediction of Corporate Outcomes: Some Empirical Findings. *International Journal of the Economics of Business, 2*(1), 31–50. <https://doi.org/10.1080/758521095>
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: a Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting, 12*(1), 19–45.

<https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1985.tb00077.x>

Zmijweski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.

<https://doi.org/10.2307/2490859>

Zurada, J. M., Foster, B. P., Ward, T. J., & Barker, R. M. (1999). Neural Networks Versus Logit Regression Model For Predicting Financial Distress Response Variables. *Journal of Applied Business Research (JABR)*, Vol. 15, pp. 21–30. <https://doi.org/10.19030/jabr.v15i1.5685>

Apêndices

Apêndice 1: Distribuição das empresas por 5 indústrias com base no NACE Rev. 2

| Indústria | Descrição | Código |
|-----------|---|--|
| 1 | Agricultura, recursos florestais, pesca, indústria mineira e construção | 01; 02; 03; 05; 06; 07; 08; 09; 41; 42; 43 |
| 2 | Indústria transformadora | 10; 11; 12; 13; 14; 15; 16; 17; 18; 19; 20; 21; 22; 23; 24; 25; 26; 27; 28; 29; 30; 31; 32; 33 |
| 3 | Transportes | 35; 36; 37; 38; 39; 49; 50; 51; 52; 53; 58; 59; 60; 61; 62; 63 |
| 4 | Comércio por Grosso e a Retalho | 45; 46; 47; 56 |
| 5 | Serviços | 55; 69; 70; 71; 72; 73; 74; 75; 77; 78; 79; 80; 81; 82; 85; 86; 87; 88; 90; 91; 92; 93; 94; 95; 96 |

Fonte: Elaboração própria

Apêndice 2: Estatística descritiva da amostra pós PSM

| País | Espanha | | | | Portugal | | | |
|---------------------------------|---------|--------|---------|---------|----------|--------|---------|--------|
| | Média | St.Dev | Mínimo | Máximo | Média | St.Dev | Mínimo | Máximo |
| Empresas Insolventes | | | | | | | | |
| SIZE | 14,515 | 1,628 | 9,495 | 18,396 | 13,502 | 1,686 | 8,087 | 17,281 |
| TLTA | 0,967 | 0,742 | 0,026 | 7,245 | 1,394 | 1,851 | 0,035 | 18,570 |
| WCTA | -0,103 | 0,664 | -4,978 | 0,957 | -0,257 | 1,376 | -11,126 | 0,992 |
| CLCA | 2,509 | 6,400 | 0,004 | 53,195 | 2,099 | 4,647 | 0,004 | 40,563 |
| NITA | -0,156 | 0,398 | -2,719 | 0,417 | -0,202 | 0,503 | -3,731 | 0,362 |
| FUTL | -0,070 | 0,253 | -1,053 | 0,978 | -0,073 | 0,209 | -0,881 | 0,892 |
| CHIN | -0,194 | 0,677 | -1,000 | 1,000 | -0,138 | 0,662 | -1,000 | 1,000 |
| INTWO | 0,298 | 0,457 | 0,000 | 1,000 | 0,359 | 0,480 | 0,000 | 1,000 |
| OENEG | 0,243 | 0,429 | 0,000 | 1,000 | 0,404 | 0,491 | 0,000 | 1,000 |
| Empresas Não Insolventes | | | | | | | | |
| SIZE | 14,450 | 1,860 | 7,932 | 18,472 | 13,570 | 1,893 | 7,915 | 17,699 |
| TLTA | 0,843 | 1,589 | 0,000 | 39,678 | 1,100 | 1,897 | 0,001 | 35,002 |
| WCTA | -0,004 | 1,150 | -19,786 | 0,999 | -0,034 | 1,347 | -25,390 | 1,000 |
| CLCA | 1,913 | 7,200 | 0,000 | 142,606 | 1,637 | 3,806 | 0,000 | 71,436 |
| NITA | -0,049 | 0,342 | -5,003 | 0,633 | -0,079 | 0,377 | -5,662 | 0,746 |
| FUTL | 0,034 | 1,635 | -26,990 | 13,552 | 0,081 | 0,567 | -6,665 | 9,239 |
| CHIN | 0,041 | 0,591 | -1,000 | 1,000 | 0,038 | 0,619 | -1,000 | 1,000 |
| INTWO | 0,279 | 0,449 | 0,000 | 1,000 | 0,298 | 0,457 | 0,000 | 1,000 |
| OENEG | 0,210 | 0,407 | 0,000 | 1,000 | 0,284 | 0,451 | 0,000 | 1,000 |

Fonte: Elaboração própria

Apêndice 3: Capacidade preditiva do Quadro 33

| Modelos | País Status real | Espanha | | Portugal | |
|---------|---------------------|------------|--------|------------|--------|
| | | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa |
| 1 | Insolvente | 85,24% | 14,76% | 84,38% | 15,62% |
| | Ativa | 23,59% | 76,41% | 24,20% | 75,80% |
| 2 | Insolvente | 70,55% | 29,45% | 69,94% | 30,06% |
| | Ativa | 21,52% | 78,48% | 22,10% | 77,90% |
| 3 | Insolvente | 64,96% | 35,04% | 62,08% | 37,92% |
| | Ativa | 21,96% | 78,04% | 22,14% | 77,86% |
| 4 | Insolvente | 78,44% | 21,56% | 76,66% | 23,34% |
| | Ativa | 22,32% | 77,68% | 23,19% | 76,81% |
| 5 | Insolvente | 73,19% | 26,81% | 72,04% | 27,96% |
| | Ativa | 21,85% | 78,15% | 22,65% | 77,35% |

Fonte: Elaboração própria

Apêndice 4: Capacidade preditiva do Quadro 34

| Modelos | País Status real | Espanha | | Portugal | |
|---------|---------------------|------------|--------|------------|--------|
| | | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa |
| 1 | Insolvente | 83,39% | 16,61% | 78,08% | 21,92% |
| | Ativa | 23,59% | 76,41% | 22,39% | 77,61% |
| 2 | Insolvente | 68,10% | 31,90% | 68,77% | 31,23% |
| | Ativa | 23,04% | 76,96% | 20,04% | 79,96% |
| 3 | Insolvente | 59,36% | 40,64% | 64,55% | 35,45% |
| | Ativa | 22,93% | 77,07% | 19,99% | 80,01% |
| 4 | Insolvente | 75,61% | 24,39% | 72,69% | 27,31% |
| | Ativa | 23,43% | 76,57% | 21,11% | 78,89% |
| 5 | Insolvente | 71,02% | 28,98% | 69,78% | 30,22% |
| | Ativa | 23,25% | 76,75% | 20,35% | 79,65% |

Fonte: Elaboração própria

Apêndice 5: Capacidade preditiva do Quadro 35

| Modelos | País Status real | Espanha | | Portugal | |
|---------|---------------------|------------|--------|------------|--------|
| | | Insolvente | Ativa | Insolvente | Ativa |
| 1 | Insolvente | 78,19% | 21,81% | 78,08% | 21,92% |
| | Ativa | 22,22% | 77,78% | 22,13% | 77,87% |
| 2 | Insolvente | 68,55% | 31,45% | 69,11% | 30,89% |
| | Ativa | 20,17% | 79,83% | 20,19% | 79,81% |
| 3 | Insolvente | 64,55% | 35,45% | 65,02% | 34,98% |
| | Ativa | 20,10% | 79,90% | 20,16% | 79,84% |
| 4 | Insolvente | 73,25% | 26,75% | 73,31% | 26,69% |
| | Ativa | 21,08% | 78,92% | 21,15% | 78,85% |
| 5 | Insolvente | 70,01% | 29,99% | 69,66% | 30,34% |
| | Ativa | 20,42% | 79,58% | 20,48% | 79,52% |

Fonte: Elaboração própria