

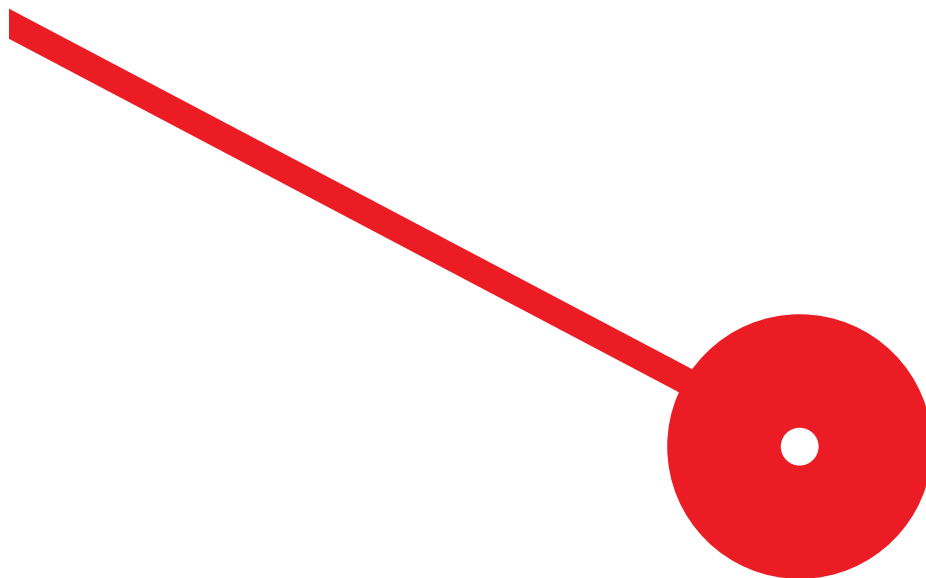


# Determinantes da insolvência das PME ibéricas do setor metalúrgico e metalomecânico

*Versão final (Esta versão contém as críticas e sugestões dos elementos do júri)*

Manuel Fernando Borges Malheiro

12/2020



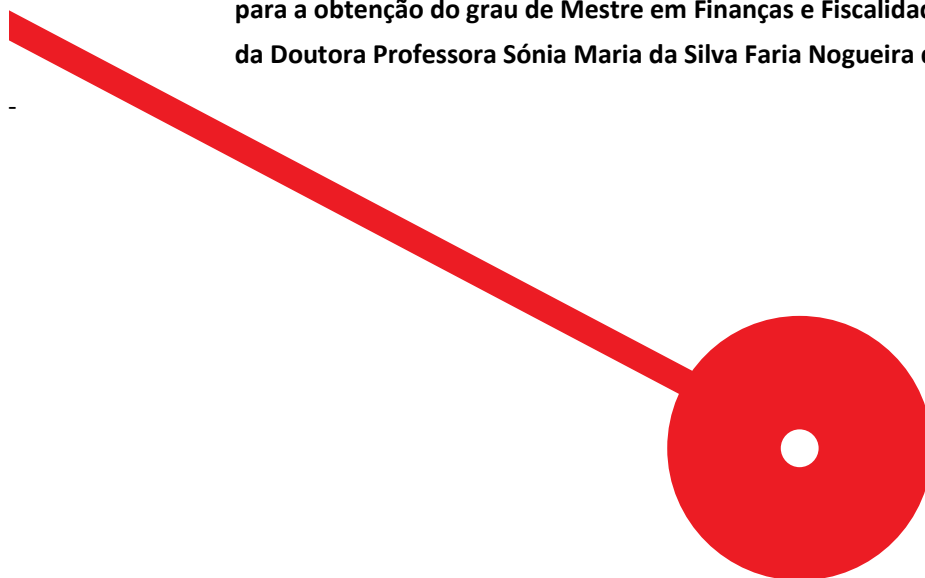


# Determinantes da insolvência das PME ibéricas do setor metalúrgico e metalomecânico

Manuel Fernando Borges Malheiro

**Dissertação de Mestrado**

apresentada ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto  
para a obtenção do grau de Mestre em Finanças e Fiscalidade, sob orientação  
da Doutora Professora Sónia Maria da Silva Faria Nogueira da Silva



## RESUMO

A evolução do desempenho empresarial das pequenas e médias empresas é crucial para o sucesso do processo de ajustamento da economia Ibérica. De acordo com dados divulgados pelo Banco de Portugal, na sua Nota de Informação Estatística (março de 2015), o setor da metalurgia e metalomecânica apresenta uma elevada abertura ao exterior, o que significa que uma parte significativa do seu volume de negócios resulta das exportações. Nesse contexto, o nosso objetivo foi desenvolver um modelo empírico que identificasse os fatores considerados determinantes no processo de previsão de uma situação de insolvência, utilizando para o efeito um painel longitudinal de dados analisado recorrendo a diferentes metodologias, como é o caso da Análise Discriminante Múltipla, Análise Logística e Análise de *Matching*. Este estudo pioneiro, baseado numa amostra de pequenas e médias empresas de Portugal e Espanha pertencentes ao ramo de atividade da indústria transformadora e do setor da metalurgia e metalomecânica. Os dados que utilizados estão compreendidos entre os exercícios económicos 2010 a 2018 e a fonte dos dados é a base de dados SABI. As variáveis selecionadas para o modelo final foram a Rentabilidade Económica, o Imposto / Ativo, a Solvabilidade, o Endividamento Global e a Rotação Ativo. Após ter sido sujeito a diferentes testes de robustez, o comportamento do modelo final manteve-se estável. A capacidade preditiva do modelo final prevê corretamente mais de 99% das observações. Este comportamento é semelhante quando se testa o modelo para um, dois e três anos antes da situação de insolvência. Conclui-se também que o modelo é estatisticamente significativo e que apresenta uma percentagem de classificação correta de 71,87%.

**Palavras chave:** Insolvência, Metalomecânico, Ibéricas, PME

## ABSTRACT

The evolution of the business performance of small and medium companies is crucial for the success of the process of adjustment of the Iberian economy. According to data released by Banco de Portugal in its Statistical Information Note (March 2015), the metallurgy and metalworking sector is highly open to the outside, which means that a significant part of its turnover results from exports. In this context, our objective was to develop an empirical model that identified the factors considered determinants in the process of forecasting an insolvency situation, using a longitudinal panel of data analysed using different methodologies, as is the case of Multiple Discriminant Analysis, Logistic Analysis and Matching Analysis. This pioneering study based on a sample of small and medium-sized companies from Portugal and Spain belonging to the manufacturing sector of the metallurgy and metalworking sector. The data used are comprised between the financial years 2010 to 2018 and the source of the data is the SABI database. The variables selected for the final model were the variables Economic Profitability, Income Tax / Asset, Solvency, Global Debt and Asset Rotation. After being subjected to different robustness tests, the behaviour of the final model remained stable. The predictive capacity of the final model correctly predicts more than 99% of the observations. This behaviour is similar when testing the model for one, two and three years before the insolvency situation. It is also concluded that the model is statistically significant and that it presents a percentage of correct classification of 71.87%.

**Keywords:** Insolvency, Metal-mechanic, Iberian, SME

## DEDICATÓRIA

À memória do pai, por ter sido o meu mestre,  
por todo o seu esforço e sacrifício para que o  
meu caminho fosse menos árduo ....

## AGRADECIMENTOS

Apesar do processo investigação ser um trabalho muito solitário, o mesmo reúne contributos de várias pessoas e como tal, ao terminar esta Tese de Mestrado quero registar de uma forma muito sentida, os meus sinceros agradecimentos à minha orientadora, Doutora Professora Sónia Maria da Silva Faria Nogueira da Silva, pela partilha de todo o seu saber e por me ter acompanhado nesta jornada, estimulado o meu interesse pelo conhecimento científico.

Tendo em conta que este mestrado foi uma oportunidade ímpar de crescimento a nível académico, quero deixar uma palavra de agradecimento ao Coordenador do Mestrado, Doutor Professor Armando Mendes Jorge Nogueira da Silva e aos vários docentes que prescindiram de algum do seu precioso tempo para me apoiar quando mais precisei. Em particular, quero deixar também uma palavra de agradecimento ao Doutor Professor Ricardo Bahia Machado, ao Professor Luís Manuel Clode Lima Moreira e à Doutora Professora Teresa Maria Leitão Dieguez.

Quero registar um agradecimento muito especial à minha família, aos meus dois maravilhosos filhos, Francisco e Eduarda, à minha esposa, que têm sido o meu porto seguro em todas as minhas aventuras, até nas mais ousadas. À minha mãe e irmã, por todo amor e compreensão, bem como a todos os restantes membros da minha família.

A todas as individualidades que de várias formas contribuíram para que a realização deste trabalho fosse uma realidade, muito obrigado.

# ÍNDICE GERAL

RESUMO .....	II
ABSTRACT .....	III
DEDICATÓRIA .....	IV
AGRADECIMENTOS .....	V
ÍNDICE GERAL .....	VI
ÍNDICE DE TABELAS.....	VII
ÍNDICE DE GRÁFICOS .....	VIII
1. INTRODUÇÃO .....	1
2. REVISÃO DE LITERATURA E OBJETIVOS DA INVESTIGAÇÃO .....	5
2.1. REVISÃO DE LITERATURA .....	6
2.2. OBJETIVOS DA INVESTIGAÇÃO .....	14
3. METODOLOGIA .....	16
3.1. ANÁLISE DISCRIMINANTE MÚLTIPLA .....	17
3.2. MODELOS LOGÍSTICOS.....	19
3.3. PROPENSITY SCORE MATCHING.....	20
4. DESCRIÇÃO DA AMOSTRA E DAS VARIÁVEIS .....	22
4.1. DADOS.....	23
4.2. VARIÁVEIS.....	24
4.2.1. VARIÁVEL DEPENDENTE.....	24
4.2.2. VARIÁVEIS EXPLICATIVAS.....	25
4.3. ESTATÍSTICAS DESCRITIVA.....	28
4.4. ANÁLISE DA CORRELAÇÃO .....	32
4.5. ANÁLISE UNIVARIADA.....	34
5. ANÁLISE MULTIVARIADA .....	36
5.1. ANÁLISE DISCRIMINANTE MÚLTIPLA .....	37
5.2. ANÁLISE LOGÍSTICA (LOGIT ANALYSIS).....	43
5.3. PROPENSITY SCORE MATCHING.....	49
5.4. MODELO FINAL.....	54
5.4.1. RESULT. DO MODELO LOGIT, 1, 2 E 3 ANOS ANTES DO EVENTO DE INSOLVÊNCIA .....	54
5.4.2. MODELO PROBIT.....	57
5.4.3. MODELO FINAL DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA .....	58
5.4.4. TESTE DE ROBUSTEZ.....	59
6. CONCLUSÕES .....	62
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	65
APÊNDICES .....	74

## ÍNDICE DE TABELAS

TABELA 1 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS: AMOSTRA TOTAL .....	28
TABELA 2 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS POR SUBAMOSTRAS .....	29
TABELA 3 - DESCRIÇÃO DA AMOSTRA POR ANO .....	30
TABELA 4 - DESCRIÇÃO DA AMOSTRA POR CAE .....	30
TABELA 5 - DESCRIÇÃO DA AMOSTRA POR PAÍS .....	30
TABELA 6 - DESCRIÇÃO DA AMOSTRA POR NUTS II .....	31
TABELA 7 - MATRIZ DE CORRELAÇÃO DE PEARSON .....	33
TABELA 8 - TESTE ÀS MÉDIAS E AS MEDIANAS EM FUNÇÃO DO PAÍS E DO STATUS .....	34
TABELA 9 - CLASSIFICAÇÃO DAS EMPRESAS CONFORME O SEU STATUS .....	38
TABELA 10 - ERROS TIPOS I E II DECORRENTES DA CLASSIFICAÇÃO DAS EMPRESAS .....	38
TABELA 11 - COEFICIENTES DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE .....	39
TABELA 12 - STRUCTURE MATRIX .....	41
TABELA 13 - ANÁLISE ANOVA .....	42
TABELA 14 - RESULTADOS ANTES DO PROCESSO DE ESTANDARDIZAÇÃO DAS VARIÁVEIS .....	46
TABELA 15 - RESULTADOS APÓS PROCESSO DE ESTANDARDIZAÇÃO .....	47
TABELA 16 - ESTIMAÇÃO DO PROPENSITY SCORE .....	50
TABELA 17 - RESULTADOS DO TESTE REALIZADO À QUALIDADE DO MATCHING .....	51
TABELA 18 - ESTIMAÇÃO DO MODELO REDUZIDO DE PROPENSITY SCORE .....	52
TABELA 19 - RESULTADOS DO TESTE REALIZADO À QUALIDADE DO MATCHING .....	53
TABELA 20 - GOODNESS-OF-FIT DO PROPENSITY SCORE .....	53
TABELA 21 - RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DO MODELO LOGIT .....	54
TABELA 22 - RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO INCLUINDO A VAR. COBERTURA DO ATIVO .....	55
TABELA 23 - RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO INC. AS VAR. COBERTURA DO ATIVO E DO ROA....	56
TABELA 24 - RESULTADOS DO MODELO PROBIT .....	57
TABELA 25 - RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DO MODELO LOGIT FINAL.....	58
TABELA 26 - RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO OUT-OF-SAMPLE .....	60
TABELA 27 - FREQ. DAS OBSERV. DIVIDIDAS EM FUNÇÃO DO STATUS (OUT-OF-SAMPLE).....	61
TABELA A - DEFINIÇÃO DOS CAE USADOS NESTE ESTUDO .....	75
TABELA B - ESTAT CLASSFUNCTION .....	75

## ÍNDICE DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - COEFICIENTES STANDARDIZED .....	40
GRÁFICO 2 - ROC (RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC CURVE) .....	45
GRÁFICO 3 - SIGNIFICÂNCIA DOS COEFICIENTES ESTANDARDIZADOS.....	48
GRÁFICO 4 - CURVA ROC (MODELO FINAL) .....	59
GRÁFICO 5 - CURVA ROC (ANÁLISE OUT-OF-SAMPLE).....	60

# **CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO**

Numa economia de mercado atual, as insolvências são uma realidade. Muitas vezes, os empresários evitam admitir que os seus negócios “correm” mal. Muitos deles, imbuídos desta forma de estar, procuram auxílio tardiamente. Para além do preconceito em serem considerados pelo meio envolvente como o eterno inimigo do crescimento, o medo da forma como os diferentes *stakeholders* passarão a olhar para a empresa, apresenta-se como um dos principais motivos para que as organizações não aceitem que necessitam de receitas “medicamentosas” para os seus baixos níveis de desempenho. As boas práticas indicam que as organizações devem dar início ao processo de reestruturação logo que existam os primeiros sinais de alerta. Quanto mais cedo agirem, maiores serão as hipóteses para as empresas serem bem-sucedidas.

Em alguns casos, esses períodos são superados e as empresas reequilibram os seus fluxos de caixa. Porém, em algumas situações, as empresas não são capazes de honrar os seus compromissos e começam a enfrentar sérios problemas. Muito frequentemente, estes episódios terminam com a liquidação dos seus ativos ou com a reorganização da sua estrutura financeira (Altman, Baidya & Dias, 1979).

Neste contexto, temos verificado que ao longo das últimas décadas existe uma maior preocupação sobre a situação económico-financeira das empresas por parte das entidades políticas competentes. Esta situação está relacionada com as repercussões sociais resultantes de um elevado número de falências, com o aumento do desemprego e com os efeitos de marginalização e exclusão social que lhes estão associados (Neves & Silva, 1998).

De acordo com Campello, Graham e Harvey (2010) deve-se levar em consideração aspetos económico-financeiros específicos, como períodos de crise, ao analisar empresas com restrições financeiras. As consequentes crises financeiras ocorridas ao longo do último século, o crescimento vertiginoso de colapsos ocorridos em organizações consideradas como *too big to fail* e as consequências catastróficas geradas em empresas de menor porte, tem gerado cada vez mais interesse por parte dos investigadores em matérias relacionadas com a temática da previsão de falência.

E é nesta fase, que chegamos ao momento de nos questionarmos sobre a importância desta investigação ter como objetivo a identificação das variáveis determinantes da previsão da insolvência das pequenas e médias empresas (PME) portuguesas e espanholas do setor metalúrgico e metalomecânico.

Como resposta a esta questão, podemos começar por referir que a escolha do setor metalúrgico e metalomecânico de Portugal reside no facto de se tratar do setor industrial português com maior vocação exportadora (Xavier, 2015). Em 2015, as exportações representaram 62% do volume de negócios do setor, mais 8 p.p. do que em 2011. O EBITDA da indústria metalomecânica aumentou 28% entre 2014 e 2015 (Nota de Informação Estatística do Banco de Portugal, abril de 2017). Em 2017, a indústria metalomecânica compreendia 2% das empresas em Portugal (10 mil empresas), 6% das pessoas ao serviço (175 mil pessoas) e 7% do volume de negócios (25 mil milhões de euros) (Banco de Portugal, 2019).

Com base nos dados do passado recente (Nota de Informação Estatística do Banco de Portugal, março de 2015), é expectável que no futuro a indústria metalúrgica e metalomecânica continue a crescer de forma sustentável, sobretudo na vertente da inovação permanente dos seus produtos e serviços, tendo em vista o crescimento das exportações. Trata-se, portanto, de um setor muito virado para o exterior, o que permite não estar tão dependente da recuperação do mercado interno ibérico (Xavier, 2015).

Por outro lado, a escolha do setor industrial espanhol fundamenta-se pelo facto de a Espanha possuir uma das maiores economias europeias e mundiais (Torres, 2012). Atualmente, o setor metalúrgico na Espanha é responsável por 7% do PIB espanhol, 42% das exportações e 24% dos investimentos em I&D no país. A Espanha continua a ser a 5.<sup>a</sup> potência do setor metalúrgico da Europa e disso depende o crescimento e o desenvolvimento de toda a rede industrial espanhola (Statista, 2020).

De salientar que em termos empíricos, esta não deixa de ser uma questão cuja resposta não é tão simples como pode parecer. Podemos sempre defender a ideia que as insolvências e as falências tratam-se de temáticas de interesse "óbvio" para a sociedade empresarial a nível internacional. Isto é inquestionável. Desde o trabalho pioneiro de Beaver (1966) diferentes métodos têm sido utilizados. Podemos recordar algumas das diversas investigações que tem sido alvo de estudo em muitos países, principalmente nos industrializados, como por exemplo nos EUA (Altman, 1968), em Inglaterra (Taffler & Tisshaw, 1977), em França (Altman, Margaine, Schlosser & Vernimmen, 1974), ou em outros países da Europa Ocidental, incluindo a Bélgica, os Países Baixos (Abrahamse & Frederikslust, 1975). E apesar do presente trabalho ter beneficiado da evidência demonstrada em estudos empíricos realizados anteriormente, tais como Ohlson (1980), é possível constatar a falta de consenso

na literatura sobre quais os melhores preditores da insolvência. Para além disto, verifica-se uma escassez de estudos empíricos relacionados com o setor metalúrgico e metalomecânico nos países que constituem a Península Ibérica.

E é neste contexto, que o nosso estudo empírico pretende identificar e os fatores considerados determinantes no processo de previsão de uma situação de insolvência de empresas portuguesas e espanholas do setor metalúrgico e metalomecânico. De acordo com esse objetivo, foi recolhida uma amostra de empresas ativas e insolventes. A análise empírica foi conduzida com recurso a diferentes tipos de metodologias, como a Análise Discriminante Múltipla (ADM) e a Análise Logística. Com o objetivo de obter resultados robustos, foram conduzidas diferentes análises, de onde destacamos a técnica de *Propensity Score Matching*, que permite mitigar potenciais problemas relacionados com a desproporcionalidade dos diferentes grupos que constituem a nossa amostra (grupo empresas insolventes *versus* solventes) e problemas de endogeneidade que podem enviesar os resultados empíricos.

Este estudo está estruturado da seguinte forma. No Capítulo 2 apresentamos a revisão de literatura, com destaque para as principais referências sobre esta temática e de seguida são formulados os objetivos desta investigação. No Capítulo 3 é exposta uma descrição detalhada da metodologia utilizada e no Capítulo 4 são listados os dados que foram utilizados, bem como as variáveis utilizadas nesta investigação. No Capítulo 5 procede-se à análise multivariada, tendo por base diferentes metodologias, nomeadamente a análise discriminante múltipla (ADM), os modelos probabilísticos Logit e Probit, e a aplicação do *Propensity Score Matching* (PSM). Por fim, no Capítulo 6 é apresentada a conclusão do presente estudo.

## **CAPÍTULO 2. REVISÃO DE LITERATURA E OBJETIVOS DA INVESTIGAÇÃO**

## 2.1. REVISÃO DE LITERATURA

Apesar dos termos “falência” e “insolvência” serem vistos como sinónimos, existem algumas diferenças que os distinguem e nesse sentido torna-se relevante perceber os conceitos.

A interpretação do termo falência está focada na análise dos conceitos legais, definindo como falidas as empresas que deram início aos trâmites jurídicos com vista à sua liquidação (Altman, 1968), enquanto a insolvência é associada a um desempenho negativo que ocorre quando uma empresa não é capaz de honrar os seus compromissos financeiros e dessa forma evidencia dificuldades financeiras (Sousa & Oliveira, 2014).

Beaver (1966) adotou como definição de insolvência empresarial a suspensão de pagamentos, a existência de contas bancárias a descoberto, o não pagamento de dividendos ou a insolvência jurídica. Altman (1968), Deakin (1972) e Zavgren (1985) optaram como conceito a insolvência jurídica. Blum (1974) adota como conceito a incapacidade de pagar as dívidas por parte da empresa, entrando num acordo para reduzir as referidas dívidas ou então entrar num processo de insolvência. Ohlson (1980) adotou a definição puramente legalista, ou seja, empresas que tenham sido declaradas insolventes ou tenha sido efetuada qualquer petição nesse sentido. Taffler (1982) adotou como conceito a liquidação voluntária, ordem legal de liquidação ou intervenção estatal. Zmijweski (1984) incluiu no grupo das empresas insolventes as que solicitaram a insolvência. Casey e Bartczak (1985) consideraram que as empresas em relação às quais tivesse sido pedida a insolvência estariam incluídas no grupo das empresas insolventes. Gentry, Newbold e Whitford (1985) incluíram no grupo das empresas insolventes as que tivessem declarado insolvência, fossem declaradas insolventes ou tivessem sido liquidadas. Altman (1993) menciona que insolvência é fruto de uma *performance* negativa que ocorre quando uma empresa não é capaz de cumprir os seus compromissos financeiros, evidenciando problemas financeiros que poderão ser temporários. Nesta situação, não é garantido que a empresa encerre portas. Lizarraga (1995), Gallego, Gómez e Yáñez (1997), e Somoza e Vallverdú (2003) optaram por definir o conceito de insolvência como sendo a suspensão de pagamentos ou a insolvência jurídica. Altman e Hotchkiss (1993) utilizam os termos *failure*, *insolvency*, *default* e *bankruptcy*. Para estes investigadores, o termo *failure* não implica a extinção da empresa, traduzindo-se apenas o momento em que a taxa de rentabilidade do investimento na empresa é inferior à de investimentos similares ou quando as receitas da empresa são insuficientes para cobrir as

suas despesas. Por outras palavras, as empresas podem estar numa situação de falência e continuarem a existir. Contudo, as empresas que deixam de ser capazes de liquidar as suas responsabilidades legais, por estarem numa situação de "falência legal", podem ser extintas. Por outro lado, *the insolvency* é considerada como um processo mais técnico, no qual as empresas demonstram incapacidade para cumprir com os seus compromissos por falta de liquidez. No que diz respeito a termo *default*, os investigadores referem-se ao incumprimento técnico a partir do momento em que as empresas não respeitam uma determinada condição contratual. E o qual, pode originar diligências legais por parte do credor. Nesse momento, o incumprimento passa a ser considerado como incumprimento legal. Por último, *the bankruptcy* reside numa situação de insolvência permanente ou de um pedido legal para a extinção das empresas.

A previsão de falência tem vindo a ser considerada uma matéria de análise técnica, pelo menos, desde 1932, quando FitzPatrick publicou um estudo seminal baseado numa amostra de quarenta empresas norte-americanas, vinte falidas e vinte sobreviventes. Apesar de FitzPatrick (1932) não realizar uma análise estatística transversal como nos estudos que lhe sucederam (como p.e., Altman, 1968), ele interpretou de forma meticulosa os rácios baseados em informação contabilística e o seu comportamento ao longo do horizonte temporal do seu estudo (três anos).

No domínio da previsão, destaca-se a investigação de Beaver (1966) considerado o maior contributo para o desenvolvimento deste tipo de análise de previsão de falência empresarial (pelo menos, até à data da publicação do seu trabalho). De realçar que a investigação de Beaver (1966), a qual é considerada como intemporal por muitos autores (p.e. Neves & Silva, 1998), assenta também em rácios financeiros. Esta investigação é baseada numa análise univariada a 30 rácios financeiros de uma amostra composta por 158 empresas (79 falidas e 79 sobreviventes) entre 1954 e 1964 para o mercado norte-americano. Nesta investigação é sublinhado o facto de apenas 7 desses rácios (liquidez geral, fundo de maneiio, endividamento, rácio de rendibilidade, rácio de cash-flow, rácio de segurança e ativos) serem considerados como explicativos da falência empresarial. No entanto, o estudo de Beaver (1966) revela algumas limitações, entre as quais se destacam as seguintes: i) o facto do tamanho da amostra estar desajustada relativamente à dimensão da população; ii) a seleção dos rácios não ser baseada e suportada pela literatura anterior, mas sim no grau de usualidade destes, o que pode gerar dúvidas quanto à utilização de informação que possa ter sido alvo

de manipulação contabilística por parte das empresas; e por último, iii) a análise utiliza separadamente os diferentes rácios, o que não permite uma leitura conclusiva devido à inexistência de conexões entre eles.

Tendo em conta as debilidades das análises isoladas a cada rácio na previsão de falência, conclui-se que uma análise multivariada faria todo o sentido. Nesse contexto, Altman (1968) surge como um dos primeiros impulsionadores na utilização de modelos de análise discriminante multivariada. A sua investigação é baseada numa amostra norte-americana composta por 33 empresas industriais insolventes entre os anos de 1946 e 1965 e mais 33 empresas selecionadas aleatoriamente e que à data do estudo ainda se mantinham ativas. O autor constatou que existia um elevado grau de correlação entre alguns dos 22 rácios económico-financeiros utilizados. Razão essa, que levou à criação de uma função discriminante designada por Z-Score<sup>1</sup> com 5 variáveis explicativas e que segundo o autor, 95% das empresas estavam classificadas corretamente um ano antes da falência e 83% das empresas, dois anos antes da falência. De salientar que o modelo anterior se baseou numa amostra de empresas industriais cotadas. No entanto, Altman também sentiu a necessidade de apresentar modelos para empresas não cotadas. Por conseguinte, Altman (1983) alterou o rácio X4 substituindo o valor de mercado dos capitais próprios pelo seu valor contabilístico. No entanto, e apesar do esforço de Altman (1983) em propor um modelo que pudesse ser aplicado a uma realidade empresarial mais abrangente, Barros (2008) verifica que modelo Z-Score de Altman (1983, 1993) não apresenta resultados satisfatórios para uma amostra de 672 empresas portuguesas.

De realçar também os estudos empíricos de Pinches, Mingo e Caruthers (1973), que usaram uma análise fatorial para determinar a estabilidade do desempenho de rácios num estudo de emissão de obrigações. Como resultado, foram isolados sete fatores que se mantiveram estáveis ao longo do tempo. Dois anos mais tarde, Pinches, Eubank, Mingo e Caruthers (1975) avaliaram igualmente a estabilidade no curto prazo desses sete fatores com a finalidade de estabelecer uma classificação hierárquica entre elas.

Na sequência dos estudos anteriores, Blum (1974) apresenta um modelo de previsão de falência, cuja amostra é representada por 115 empresas declaradas falidas pelos tribunais e

---

<sup>1</sup> Modelo Z-Score de Altman (1968):  $Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$ , em que  $X_1$ =Fundo de Maneio/Ativo,  $X_2$ =Resultados retidos/Ativo,  $X_3$ =EBIT/Ativo,  $X_4$ =Valor mercado capitais próprios / Total do passivo,  $X_5$ =Vendas/Ativo.

115 empresas não falidas, no período compreendido entre 1954 e 1968. A cada empresa falida corresponde uma empresa não falida da mesma atividade económica e com dimensão semelhante. As conclusões obtidas indicam que a capacidade de previsão vai diminuindo à medida que aumenta o número de anos antes da falência. Tanto Blum (1974), como Beaver (1966), constataam que o rácio obtido pelo quociente entre o *cash-flow* e o passivo é o que revela maior capacidade de previsão.

Com o objetivo de desenvolver um modelo que permitisse classificar e prever a ocorrência de eventuais problemas financeiros no mercado brasileiro, Altman et al. (1979) efetuaram uma investigação com base numa amostra de 58 empresas brasileiras, sendo que 23 destas estariam com potenciais problemas financeiros. Os autores construíram um modelo partindo da investigação desenvolvida por Altman (1968) e chegaram à conclusão que quando aplicado o modelo com antecedência de um ano e de três anos (antes da data de constatação do problema) o modelo classificava as empresas com uma precisão na ordem de 88% e 83%, respetivamente.

Considerando as limitações associadas à análise discriminante múltipla (em inglês: *multiple discriminant analysis* – MDA), Ohlson (1980), surge aqui como um dos maiores críticos aos modelos desenvolvidos por Altman. O investigador destaca o facto de as variáveis independentes terem que seguir determinados requisitos estatísticos, tais como seguirem uma distribuição normal e terem matrizes de variância e covariância igual entre os dois grupos de empresas (empresas falidas e não falidas). Ohlson (1980) considera também que o resultado obtido na análise discriminante é pouco intuitivo, já que esta análise apenas separa as empresas em dois grupos (insolventes ou não insolventes), ao contrário do resultado da regressão logística, que apresenta a probabilidade de uma empresa entrar em insolvência. Outra das críticas assenta nos procedimentos de *matching*. Empresas falidas e não falidas são comparadas por critérios como o setor de atividade e a dimensão, e estes critérios tendem a ser um tanto arbitrários. Além disso, haveria mais proveito ao incluir as variáveis como preditores em vez de usá-las para propósitos de *matching*. Face a essa divergência, Ohlson (1980) utiliza uma metodologia diferente, a análise probabilística multivariada, nomeadamente a análise logística e desenvolveu o primeiro modelo de regressão logística condicional para previsão de insolvência. A investigação deste autor teve por base um conjunto de 105 empresas norte-americanas cotadas do setor industrial que interpuseram uma petição de falência no período compreendido entre 1970 e 1976, para além

de mais 2.058 empresas solventes. O modelo utilizou 9 variáveis explicativas<sup>2</sup>, sendo que duas delas referiam-se a variáveis binárias e as outras sete referiam-se a rácios financeiros. O objetivo deste estudo residiu na verificação, através dos rácios financeiros e das variáveis binárias, da probabilidade de insolvência face aos resultados negativos. Contudo e apesar de quatro das variáveis se revelarem estatisticamente significativas para explicar a falência, os resultados deste estudo mostraram-se menos previsíveis na capacidade de previsão do modelo comparativamente aos resultados evidenciados nos modelos de Altman (1968, 1979).

Apesar de ter demonstrado menor capacidade de previsão, o modelo de Ohlson (1980) apresenta vantagens face aos modelos anteriores. O facto da regressão logística adaptar-se bem às características dos modelos de previsão de insolvência, nos quais a variável dependente é dicotómica (solvente/insolvente) e onde os grupos são discretos (i.e., assumem o valor de 1 ou de zero), não se sobrepõem e são identificáveis. Para além deste ponto, pode-se também referir que um modelo probabilístico – como é o caso do Logit – é estimado de forma a devolver o valor acumulado da probabilidade de um acontecimento, isto é, a probabilidade de uma empresa entrar em situação de insolvência. Deste modo, os coeficientes estimados das variáveis incluídas no modelo traduzem a contribuição de cada uma das variáveis independentes para a explicação da probabilidade acumulada de insolvência (Guimarães & Alves, 2009).

Mais recentemente, Bellovary, Giacomino e Akers (2007) realizaram uma investigação acerca dos estudos que foram sendo apresentados acerca desta temática da previsão de falências e constataram que ao longo das últimas décadas foram desenvolvidos mais de 150 modelos. Para além do mais, foi-lhes possível verificar que muitos destes estudos possuem um elevado grau preditivo. Entre os mais relevantes surgem os modelos de análise discriminante multivariada e os modelos de redes neuronais artificiais.

Até esta fase do estado da arte e devido à maior facilidade na obtenção de dados, a generalidade dos autores tinha utilizado nas suas investigações dados de grandes empresas.

---

<sup>2</sup>Modelo de Ohlson (1980):  $O = \alpha + \beta_1 SIZE + \beta_2 \frac{TL}{TA} + \beta_3 \frac{WC}{TA} + \beta_4 \frac{CL}{CA} + \beta_5 OENEG + \beta_6 \frac{NI}{TA} + \beta_7 FUTL + \beta_8 INTWO + \beta_9 CHIN$ , em que SIZE é o ativo deflacionado pelo PIB; TL/TA é o rácio entre o passivo e o ativo; WC/TA é o fundo de maneio dividido pelo ativo; CL/CA é o ativo corrente dividido pelo ativo total; OENEG é uma *dummy* que assume o valor de 1 se o passivo total exceder o ativo total, e zero caso contrário; NI/TA é o resultado líquido dividido pelo ativo; FUTL é o *cash flow* operacional dividido pelo passivo total; INTWO é uma *dummy* que assume o valor de 1 quando o resultado líquido for negativo nos 2 anos consecutivos anteriores, e zero caso contrário; CHIN é a variação do resultado líquido entre 2 períodos  $(NI_t - NI_{t-1}) / (|NI_t| + |NI_{t-1}|)$ .

Nesse contexto, e uma vez que na generalidade dos países as PME são o “motor”<sup>3</sup> da economia, era por mais evidente a necessidade de modelos para medir o risco específico das PME. Aliado a este facto, verifica-se que normalmente o comportamento das PME é diferente do registado pelas grandes empresas. Estas (PME) possuem uma estrutura organizacional mais simples e mais adaptável às mudanças. Teoricamente, é expectável que o risco de crédito nas PME seja bastante diferente do risco das empresas de maior dimensão.

Conscientes desta necessidade, Altman e Sabato (2007) desenvolveram um modelo de previsão de incumprimento a um ano usando a técnica de regressão logística. Nesta investigação, mediante a análise a um conjunto de rácios financeiros de mais de 2000 empresas dos Estados Unidos com volume de negócios inferior a 65 milhões de dólares<sup>4</sup>, encontraram 5 rácios financeiros que, combinados entre si, foram considerados os melhores preditores da ocorrência de incumprimento nas PME.

Dentro desta temática da insolvência, mas numa vertente mais global, Gupta, Wilson, Gregoriou e Healy (2014) propõem um novo modelo de previsão de falência com a pretensão de que algumas das variáveis explicativas incorporassem o grau de internacionalização das PME. A amostra analisada tinha por base o período entre 2000 e 2009 e era constituída por 342.711 empresas não exportadoras (das quais 8.525 faliram) e 344.205 empresas exportadoras (das quais 9.114 faliram), com domicílio no Reino Unido. Para além das variáveis explicativas mais comuns neste tipo de estudo, foram consideradas também algumas variáveis que conseguissem captar o efeito da internacionalização. Em termos de resultados obtidos, nenhuma das variáveis relacionadas com a internacionalização apresentava significância estatística, pelo que não foram inseridas no modelo final. A capacidade preditiva do modelo em causa foi 63,6% para as empresas classificadas como não exportadoras e 61,06% para as empresas exportadoras, o que é considerado um valor abaixo do valor mínimo de 70% a partir do qual um modelo de previsão é considerado válido (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Ainda nos dias de hoje, um ramo da investigação em previsão de falência é centrado na análise de rácios financeiros (p.e., Pervan & Kuvrek, 2013). Tendo em conta que as

---

<sup>3</sup> Segundo dados do Banco de Portugal de 2010, em Portugal 99,7% das sociedades não financeiras apresentava uma dimensão de micro, pequena ou média empresa. Fonte: Análise Sectorial das Sociedades Não Financeiras em Portugal 2010/2011, Estudos da Central de Balanços, Banco de Portugal, abril 2012.

<sup>4</sup> Segundo o Acordo de Basileia II, uma empresa é considerada média caso o volume de negócios seja inferior a 50 milhões de euros ou 65 milhões de dólares.

demonstrações financeiras são a maior fonte de informação relacionada com a atividade empresarial, os rácios financeiros têm-se definido como um instrumento essencial na avaliação da situação económica e financeira das empresas. No entanto, é importante ter em conta que nem todas as empresas reagem da mesma forma num cenário de dificuldade financeira (Laitinen, 1991). A simples análise e comparação dos rácios podem ser insuficientes para a obtenção da evidência preditiva do estado de degradação financeira das empresas (Navarro, Montañó & Cardoso, 2003). Outros autores, como Platt (1985), referem que o senso comum, as demonstrações financeiras da contabilidade das empresas e as ferramentas estatísticas podem ser usados como instrumentos para identificar e analisar indícios de insolvência nas empresas. Mediante a utilização destes instrumentos, uma análise correlacionada das diferentes variáveis pode maximizar a capacidade preditiva do fracasso empresarial<sup>5</sup>. Neste contexto, Cook e Nelson (1998) defendem que a previsão das dificuldades financeiras é uma das ferramentas mais relevantes na tomada de decisões em tempo oportuno, possibilitando a realocação de recursos em atividades mais eficientes.

Contudo, têm surgido na literatura novos modelos de análise de risco<sup>6</sup> de crédito que assentam na utilização de inteligência artificial (p.e. redes neuronais e *expert system*), na utilização de informação do mercado (p.e. migração de crédito e taxas de mortalidade empresarial) e na utilização da teoria das opções financeiras na avaliação do risco de incumprimento. Entre esses estudos destacam-se Back, Sere e Vanharanta (1996), Altman e Saunders, (1998), Boudoukh e Saunders, (1998), Zurada, Foster, Ward e Barker (1999).

Relativamente aos estudos que optaram pela abordagem das redes neuronais, Coats e Fant (1993) desenvolveram um modelo com a finalidade de prever as dificuldades financeiras das empresas. Para este estudo foram selecionadas 94 empresas, cujos relatórios dos auditores externos mencionavam reservas quanto à sua sobrevivência e 188 empresas ativas. A análise estava compreendida entre 1971 e 1990. As variáveis explicativas selecionadas foram as mesmas que constavam do modelo de Altman (1968). Em conclusão, constatou-se que o modelo apresentado por Coats e Fant (1993) classificava corretamente 80% das empresas, as quais, três anos mais tarde, apresentavam relatórios com menções de reservas, por parte dos auditores, quanto à continuidade da atividade empresa.

---

<sup>5</sup> Trigo (1990) levou a cabo uma investigação empírica em que compara diferentes metodologias - com análises discriminantes multivariada, Logit, partições iterativas e projeções financeiras - e chega à conclusão que a análise discriminante, apesar das suas limitações, obtém bons resultados. O que aliado à sua flexibilidade e à sua facilidade de interpretação, confere-lhe características de idoneidade para a previsão da insolvência empresarial.

<sup>6</sup> Os sistemas clássicos de análise de risco dividem-se em dois grandes blocos, os sistemas de *rating* e os sistemas de *scoring* (Neves, 1997).

Empregando redes neurais e metodologia Logit no desenvolvimento de um modelo, Charitou, Neophytou e Charalambous (2004) examinaram o conteúdo da informação incremental dos fluxos de caixa operacionais na previsão de dificuldades financeiras. O estudo foi realizado para um conjunto de dados de cinquenta e um pares de empresas industriais falidas e não falidas do Reino Unido no período de 1988–1997 e os resultados indicaram que o modelo usado tinha uma precisão geral de classificação correta na ordem dos 83% um ano antes da falência.

De acordo com Neves (2014), a análise do risco é fundamental para a gestão e para a determinação do valor criado pelas organizações. E é nesse contexto que surge a necessidade de conjugar a potencialidade de negócio e o risco específico de cada empresa.

Reforçando esta ideia, Pinho, Valente, Madaleno e Vieira (2011) referem que a resposta pode ser dada com a criação de modelos de risco de crédito que permitam projetar a probabilidade de incumprimento ou uma previsibilidade de lucros potenciais. Geralmente, o risco é determinado de duas formas: através de uma quantificação objetiva - determinantes quantitativos, usualmente analisados segundo indicadores (Breia, Mata & Pereira, 2014) e através de uma quantificação subjetiva - determinantes qualitativos (Carvalho, 2009), tais como competências da equipa de gestão e especificidades do sector de atividade. Dentro desta temática, os modelos de *rating* ou *scoring*<sup>7</sup>, surgem atualmente como instrumentos fundamentais na determinação do risco (Gaspar, 2014).

Em suma, podemos referir que este tema tem sido alvo de inúmeros estudos devido à relevância dos efeitos que são gerados pelas insolvências e falências empresariais nas economias nacionais. Podemos também referir, que muitos dos autores optaram por utilizar mais do que uma técnica estatística, não só para poderem comparar os resultados, como também para determinar qual dos modelos seria o mais adequado. Outro aspeto comum nestas investigações é a utilização de rácios financeiros como variáveis explicativas, bem como a constatação de que a capacidade de previsibilidade dos modelos vai diminuindo à medida que aumenta o número de anos antes da situação de insolvência/falência.

---

<sup>7</sup> Em termos de definição, enquanto que os sistemas de *rating* baseiam-se na análise de um conjunto de indicadores históricos quantitativos e qualitativos considerados como variáveis determinantes de valor, que são utilizados por instituições internacionais especialistas em análise de crédito, os modelos de *scoring* focam-se essencialmente na monitorização da situação de crédito de empresas, bem como na avaliação da evolução da sua qualidade creditícia e na caracterização do risco de crédito potencial na economia ainda não materializado nos rácios prudenciais de crédito vencido (Martinho & Antunes, 2012). Contudo e em muitas ocasiões, estes modelos conduzam a resultados erróneos.

Deste modo e apesar dos múltiplos modelos apresentados na literatura anterior (p.e. Pereira, Domínguez & Ocejo, 2007) relacionados com o desenvolvimento de modelos empíricos, nenhum foi desenvolvido para a realidade em concreto que pretendemos analisar.

## **2.2. OBJETIVOS DA INVESTIGAÇÃO**

Neste contexto, pretendemos desenvolver um estudo inovador, que consiste no desenvolvimento de um modelo empírico de previsão de insolvência que se propõe investigar os determinantes mais relevantes no processo conducente à insolvência das empresas transformadoras ibéricas do setor da metalurgia e metalomecânica.

De acordo com as evidências documentadas na literatura anterior (p.e., Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980, entre outros) e com o objetivo deste trabalho, serão incluídas e testadas variáveis usadas num vasto conjunto de estudos anteriores.

Consistente com os resultados documentados em estudos anteriores (p.e., Altman, 1968), os rácios de liquidez e de solvabilidade estão, em média, incluídos nos modelos de previsão de falência dado o seu poder preditivo das situações de insolvência (p.e., Beaver, 1966). E com base nas conclusões da investigação dos autores citados, esperamos que as empresas com rácios de liquidez e solvabilidade menores apresentem maior probabilidade de insolvência. Por outro lado, é expectável que empresas com menores rácios Fundo de maneio / Ativo total apresentem um maior risco de insolvência.

É também nossa expectativa que, e devido a terem ciclos de exploração muito longos, as empresas industriais apresentem, em média, graus de alavancagem operacional elevados, refletindo assim elevado risco operacional. Neste contexto, um fundo de maneio adequado às necessidades revela-se um fator essencial para o equilíbrio financeiro de curto e de longo prazo (p.e., Hawawini, Viallet & Vora, 1986; Weinraub & Visscher, 1998; Chiou, Cheng & Wu, 2006).

O peso dos compromissos com o Estado poderá também afetar de forma relevante as empresas na gestão da liquidez e das necessidades de fundo de maneio. Ou seja, as empresas poderão mecanizar este instrumento no sentido de gerirem as suas necessidades de financiamento de curto prazo. A dívida ao Estado deverá assumir maior relevância no caso das empresas mais jovens (p.e. Barbosa & Pinho, 2016), sendo expectável que quanto maior o peso do Estado nas vendas maior a probabilidade de insolvência.

A literatura já citada (p.e., Beaver, 1966; Altman, 1968) também faz referência e testa rácios de funcionamento, como é o caso da rotação do ativo que traduz a contribuição das vendas e das prestações de serviços para o ativo da empresa, isto é, cada unidade monetária investida em ativo corresponde a  $n$  unidades monetárias de volume de negócios, representando assim a eficiência do aproveitamento dos ativos. Apesar de estudos anteriores (p.e. Altman, 1968) demonstrarem evidência da insignificância estatística deste rácio quando analisado de forma isolada, os mesmos estudos documentaram que a correlação negativa deste rácio com algumas variáveis (nomeadamente, com rácios de rentabilidade para o grupo de empresas insolventes) é mais útil para a adição de novas informações no modelo de previsão de falência / insolvência, do que as correlações positivas entre variáveis que se verificam nesses estudos.

Por último, uma parte significativa das investigações relacionadas com a previsão da insolvência empresarial produziu modelos cuja capacidade preditiva varia entre 70% e 99% de acerto na previsão da insolvência das empresas (Laffarga, 1999). Assim, um dos objetivos deste trabalho é desenvolver um modelo cujo o acerto se inclua nesse intervalo e que reflita capacidade de previsão da situação de insolvência até três anos antes do evento.

## **CAPÍTULO 3. METODOLOGIA**

A primeira fase da análise empírica consiste numa análise univariada como forma de se observar as diferenças entre os grupos de empresas solventes e insolventes e entre países (Portugal *versus* Espanha), para todas as variáveis em estudo. A segunda fase é baseada na análise multivariada. Este tipo de estudo consiste na comparação entre grupos, em que um dos grupos sofreu um dado tratamento ou evento, i.e., foi declarado o estado de insolvência, e o outro grupo não sofreu esse tratamento, sendo considerado o grupo de controlo. Neste tipo de análise *quasi-experimental*<sup>8</sup> (Loureiro & Silva, 2020) podem ocorrer problemas de enviesamento na seleção da amostra ou de endogeneidade quando as empresas com determinada(s) característica(s) que não controlamos (p.e. características variáveis no tempo) possam ter uma maior probabilidade de *self-selection* para integrarem a amostra de tratamento, ou por outras palavras, os indivíduos presentes na amostra não são selecionados de forma aleatória para o tratamento. Assim, serão aplicadas metodologias que mitigarão os efeitos na inferência estatística provocados estes potenciais problemas.

### 3.1. ANÁLISE DISCRIMINANTE MÚLTIPLA

A análise discriminante múltipla (ADM) consiste numa técnica estatística que é utilizada para classificar qualquer observação em um ou mais grupos *a priori* dependendo das características individuais da observação. É usada para classificar a variável dependente na sua forma qualitativa, ou seja, em insolvente ou não insolvente. Este método será utilizado como análise multivariada preliminar que irá complementar aquela que será a nossa metodologia principal, descrita em pormenor na próxima secção.

O modelo de *scoring*, designado por Z-Score, desenvolvido e apresentado por Altman em 1968, foi um dos primeiros modelos baseados na análise discriminante múltipla. Como mencionado anteriormente, o objetivo do autor era explicar a previsão de falência através da utilização de vários rácios financeiros. A função discriminante apresenta-se da seguinte forma:

$$Y=B_0 + B_1X_1+B_2X_2+...+B_nX_n \quad (1)$$

Onde, Y é o *score* da Função Discriminante; B<sub>j</sub> são os indicadores ou rácios da função; X<sub>i</sub> são os coeficientes.

---

<sup>8</sup> *Quasi-experiment* é a designação atribuída a uma análise empírica a dois grupos compostos por observações não aleatórias da população.

A primeira fase da análise discriminante é estabelecer diferentes características que distingam os grupos que estão a ser analisados. Quando os coeficientes discriminantes são multiplicados pelas respetivas variáveis independentes e a equação for somada, obtém-se um índice discriminante, que é utilizado para classificar se uma empresa é solvente ou insolvente em cada um dos grupos definidos *a priori* (ver, p.e.: SAGE, 2015, pp. 590-592).

No entanto, a aplicação da análise discriminante múltipla (ADM) num determinado estudo requer que alguns requisitos sejam cumpridos, tais como: o pressuposto da distribuição normal das variáveis, a homogeneidade das matrizes de variância-covariância, a existência de diferenças significativas entre os grupos e a remoção de *outliers*<sup>9</sup> (Ohlson, 1980). Contudo, a existência de uma normalidade da distribuição nas variáveis económicas e financeiras é rara e por isso torna-se difícil ultrapassar essa limitação. Em relação à igualdade de matrizes de variância e covariância, esta deve ser cumprida, pois é uma consequência da linearidade da função. A escolha das variáveis mais significativas é importante e é um processo que pode ser realizado recorrendo a variadas técnicas estatísticas, na medida em que vai influenciar os resultados obtidos. Perante a presença de *outliers*, muitas vezes um teste estatístico pode não ser validado devido a dados anormais que deturpam o valor da média e a existência destes pode prejudicar a interpretação dos resultados que se obtêm de uma determinada amostra. A não consideração de dados qualitativos pela ADM significa que é uma análise baseada unicamente em dados quantitativos (neste caso específico, contabilísticos e financeiros) e, por conseguinte, não considera outras variáveis, como por exemplo: a competência do gestor, a formação dos trabalhadores, os clientes, a estratégia, entre outras. Uma outra limitação deste modelo reside no facto de que para aplicar a análise discriminante é necessário saber qual o momento que antecede a falência.

Mas por outro lado, uma das vantagens da análise discriminante múltipla (ADM) reside no facto de permitir uma melhor captação das interações das diversas dimensões da empresa, combinando uma série de rácios das demonstrações financeiras. Uma outra vantagem reside na diminuição do efeito que possa haver na manipulação de dados contabilísticos (Morgado, 1998).

De acordo com Bellovary et al. (2007), de entre as mais variadas técnicas que existem para prever falências de empresas, a ADM é a técnica mais utilizada desde os anos 60.

---

<sup>9</sup> Segundo Hawkins (1980, pp. 249), a definição para *outlier* é “an observation which deviates so much from other observations as to arouse suspicions that it was generated by a different mechanism”.

### 3.2. MODELOS LOGÍSTICOS

Os modelos logísticos são modelos de probabilidade condicionada. A análise Logit é caracterizada por considerar a probabilidade condicional, onde a variável dependente ( $y$ ) é uma variável binária que pode assumir  $y=1$  no caso de se observar uma dada situação ou evento (p.e., a situação de insolvência), ou assumir, caso contrário,  $y=0$ . O modelo Probit é muito parecido com o modelo Logit, contudo o Probit considera uma função de distribuição cumulativa normal. Ou seja, obtém-se uma função normalizada, enquanto a distribuição de probabilidade do modelo Logit é a distribuição lognormal. Para Hoetker (2007), ambos os modelos são adequados quando é necessário estudar a possibilidade de ocorrência de um evento.

Nestes modelos probabilísticos ou logísticos, e como já explicado, a nossa variável dependente é uma variável binária ou *dummy*. A variável *dummy* pode apenas associar dois valores, valor “1” ou valor “0”, traduzindo-se desta forma na probabilidade de acontecimento de um dado evento. Essa probabilidade é influenciada por um conjunto de variáveis independentes medidas no momento anterior ao acontecimento. Normalmente é considerado um período de desfasamento das variáveis independentes face à ocorrência de um acontecimento.

Na análise aos modelos probabilísticos, os coeficientes são interpretados como o contributo dessa variável para a probabilidade de acontecimento. A escala na qual é medido esse contributo difere conforme o modelo seja Probit ou Logit, dada a distribuição da função de probabilidade que caracteriza cada um destes modelos

Dadas as evidências demonstradas sobre esta matéria na literatura anterior (p.e., Ohlson, 1980), será testado o modelo Logit apresentado na equação seguinte:

$$Prob(Y_i = 1) = \beta'Z_{i,t-s} + \lambda_k + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

onde  $Y_i = 1$  é a variável binária que assume o valor de 1 para determinada ocorrência e zero caso contrário,  $\beta'Z_{i,t-s}$  inclui o conjunto de variáveis explicativas desfasadas no tempo relativamente ao momento de ocorrência da variável dependente, os parâmetros  $\lambda_k$  e  $\gamma_t$  são incluídos para controlarem para a heterogeneidade não observada referente aos países (neste caso, Espanha e Portugal) e os anos incluídos no painel, respetivamente.  $\varepsilon_{it}$  é o termo de erro da regressão.

A probabilidade acumulada da função é dada pela seguinte expressão:

$$Prob(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-X_i\beta}} \quad (3)$$

### 3.3. PROPENSITY SCORE MATCHING

Tendo em conta a disparidade no número de observações e nas características das empresas insolventes face às empresas saudáveis, sentimos a necessidade de aplicar um método que permitisse ter uma amostra mais proporcional. Como salientado em alguns estudos (p.e. Boritz, Kennedy & Albuquerque, 1995), é expectável obter uma baixa precisão em modelos que se baseiam em amostras desproporcionais de populações de empresas insolventes.

Para o efeito e com o objetivo de ultrapassar este problema de enviesamento, aplicamos o método proposto por Rosenbaum e Rubin (1983) designado por *Propensity Score Matching* (PSM). Esta metodologia utiliza técnicas estatísticas para construir um grupo de controlo artificial fazendo corresponder cada unidade tratada a uma unidade não tratada (chamada unidade de controlo) com características semelhantes. Isto é, consiste no emparelhamento da amostra de tratamento (empresas insolventes) com a amostra de controlo (empresas ativas) que possui uma propensão semelhante para sofrer o tratamento (neste caso, a insolvência) antes do início do tratamento. Em suma, este método tenta fazer corresponder a cada observação de uma empresa insolvente uma observação de uma empresa ativa com características semelhantes antes da situação de insolvência.

Posto isto, a primeira fase baseia-se na estimação da probabilidade de uma empresa ser designada para o grupo de tratamento, dado um conjunto de variáveis explicativas da situação de insolvência (designada por *covariates*) e segundo um modelo probabilístico. A propensão para sofrer um dado tratamento é o chamado *propensity score* que é estimado com recurso a um modelo Probit. Na segunda fase - a fase do *matching* - cada observação tratada será comparada com a(s) empresa(s) não tratada(s) mais próxima(s), a chamada opção de *the nearest neighbour*, que pode ser *with or without replacement*, em termos médios e durante o período anterior ao período de tratamento. A diferença entre ser *with or without replacement* reside na opção de a mesma empresa de controlo ser usada como *match* para uma só observação tratada ou para várias observações tratadas, respetivamente.

Neste contexto, aplicaremos o método de *Propensity Score Matching* entre as observações do grupo de tratamento e do grupo de controlo com *nearest neighbour* e *with replacement*.

Adicionalmente, este tipo de metodologia permite mitigar problemas de *self-selection*, já explicados na introdução do presente Capítulo, que podem surgir neste tipo de estudos em que não é possível observar o contrafactual da situação de insolvência, i.e., as empresas que constituem a amostra não são selecionadas de forma aleatória.

## **CAPÍTULO 4. DESCRIÇÃO DA AMOSTRA E DAS VARIÁVEIS**

#### 4.1. DADOS

Neste estudo iremos ter em conta os dados compreendidos entre os exercícios económicos de 2010 a 2018 que constam da base de dados SABI (Sistema de Análise de Balanços Ibéricos) disponibilizada pela Bureau van Dijk.

Devido essencialmente às restrições existentes em termos da informação disponível, optamos por desenvolver um modelo com base na informação financeira entre 2010 a 2018. Outra das razões está relacionada com o facto de se ter registado no período em causa, um crescimento significativo do número de insolvências, o qual atingiu o seu ponto máximo em 2014. Estes dois fatores aliados ao facto de a Comissão Europeia, em Dezembro de 2012, ter apresentado um pacote de medidas (*IP/12/1354, MEMO/12/969*) para modernizar as regras da matéria de insolvência transnacional que haviam sido estabelecidas pelo *Regulamento (CE) n.º 1346/2000*, definiram-se como os aspetos determinantes para a escolha deste horizonte temporal (2010-2018).

O objeto de análise neste estudo serão as PME de Portugal e Espanha pertencentes ao setor metalúrgico e metalomecânico e como tal serão selecionadas as empresas que cumpram a recomendação da Comissão Europeia, de 6 de maio de 2003, relativa à definição de micro, pequenas e médias empresas. Neste contexto, serão consideradas como PME as empresas com menos de 250 assalariados e um volume de negócios anual inferior a 50 milhões de euros ou balanço inferior a 43 milhões de euros.

No que respeita à indústria transformadora portuguesa e espanhola serão analisadas as PME do setor do metal cujas atividades de industriais estão referenciadas pelo CAE-Rev.3 (de 2009) nos grupos de 24 a 33 (para além do 38.3).

Em termos gerais, a insolvência está associada a um desempenho negativo das empresas que não capazes de honrar os seus compromissos financeiros (Sousa & Oliveira, 2014).

Neste estudo serão consideradas como insolventes as empresas que apresentam os status: *Active (insolvency proceedings)*, *Bankruptcy* ou *Dissolved (Bankruptcy)*. Esta informação é obtida com recurso à base de dados da SABI.

Tendo em conta a metodologia proposta para análise dos dados, que pressupõe o carácter uniforme da amostra, só consideraremos as PME que cumpram em simultâneo a recomendação da Comissão Europeia e que façam parte da amostra durante, pelo menos, 4 anos consecutivos sem terem sido declaradas como insolventes.

Deste modo e após a definição dos critérios a utilizar na seleção da amostra e na sequência da pesquisa preliminar que foi realizada à base de dados SABI, registamos nesta fase do trabalho, um total de 1.041 PME portuguesas e 3.682 PME espanholas decompostas da seguinte forma.

- Grupo de empresas ativas:

1.011 PME portuguesas e 3.638 PME espanholas que faziam parte da população durante todo o período em análise e que foram declaradas como solventes durante todo esse período. Neste grupo foram consideradas as empresas não insolventes ou saudáveis cujo *status* é definido como *Active*. Isto é, quando uma empresa está a operar e encontra-se numa situação financeira considerada como sustentável.

- Grupo de empresas insolventes:

30 PME portuguesas e 44 PME espanholas que foram declaradas como insolventes durante esse período. Com o status *Bankruptcy* ou *Dissolved*, quando a empresa está legalmente declarada incapaz de pagar aos seus credores e os seus ativos serviram para saldar as dívidas antes da dissolução da empresa ou já se encontra dissolvida. Com o status *Active (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.

## **4.2. VARIÁVEIS**

### **4.2.1. VARIÁVEL DEPENDENTE**

Nesta investigação, a variável dependente será a classificação da empresa como insolvente ou solvente. Assim sendo, torna-se imperioso definir de forma rigorosa o conceito de insolvência no âmbito do presente trabalho. Desse modo, serão consideradas como insolventes, as empresas que apresentam os status: *Active (insolvency proceedings)*, *Bankruptcy* ou *Dissolved (Bankruptcy)*. Esta informação tem em conta o registo que se verifica na base de dados da SABI.

#### 4.2.2. VARIÁVEIS EXPLICATIVAS

Tendo por base a literatura mais relevante em matéria de previsão de insolvência (p.e, Jackendoff, 1962; Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980), utilizaremos nesta investigação um conjunto de indicadores económico-financeiros que apresentamos de seguida. Os rácios serão testados numa análise preliminar com vista a avaliar a sua eventual inclusão como variáveis explicativas determinantes da insolvência, tal como explicado no Capítulo da Metodologia.

- (Rácio de) Liquidez: Ativo Corrente / Passivo Corrente

Designado normalmente por rácio de Liquidez Geral, expressa a capacidade de a empresa solver os seus compromissos de curto prazo. Ou seja, dá informações sobre a cobertura do ativo corrente pelo passivo corrente, tido por fonte de financiamento privilegiada da empresa. Sempre que possível deverá ser superior a 1, o que a não acontecer exige o recurso aos capitais não correntes para financiar a parte não coberta pelo passivo corrente. Numa perspetiva mais tradicional, pode-se assumir que valores inferiores a 1 podem revelar algumas dificuldades de tesouraria no curto prazo, que por sua vez aumenta a probabilidade de insolvência de uma empresa (Jackendoff, 1962).

- (Rácio do) Fundo Maneio: (Ativo Corrente - Passivo Corrente) / Ativo total

Este rácio mede o valor do Ativo corrente líquido do Passivo corrente em relação ao Ativo Total. Rácios com valores baixos transmitem, geralmente, um risco de insolvência elevado (Jackendoff, 1962).

- Rotação do Ativo: Volume de Negócios / Ativo Total

Designado normalmente por Rotação do Ativo. Mede o grau de eficiência das vendas na utilização do Ativo e o número de vezes que o valor do Ativo se renova em função do valor das vendas. Indica o número de unidades monetárias vendidas por cada unidade monetária investida pela empresa, isto significa que cada unidade monetária investida na empresa vai gerar um determinado montante de vendas totais. Quanto maior for este rácio, maior será, em princípio, a eficiência da empresa e menor o risco de insolvência (Altman, 1968).

- (Rácio de) Solvabilidade: Capitais próprios / (Total do Capitais Próprios e Passivo - Capitais próprios)

Designado normalmente por rácio de Solvabilidade, permite analisar a capacidade de a empresa solver os seus compromissos a médio e longo prazo. Indica a proporção relativa dos ativos da empresa financiados por capitais próprios versus financiados por capitais alheios.

Valores reduzidos deste rácio tendem a corresponder a empresas com elevado nível de endividamento e com maior probabilidade de insolvência. Quanto mais elevado este rácio, maior a estabilidade financeira da empresa. Quanto mais baixo, maior a sua vulnerabilidade (Altman, 1968).

- Endividamento Global:  $(\text{Total do Capitais próprios e Passivo} - \text{Capitais próprios}) / \text{Ativo Total}$

Este rácio traduz a percentagem do Ativo que foi financiado por valores passivos. Valores próximos de zero ou negativos, indicam uma situação líquida baixa ou negativa da empresa o que significa uma situação de insolvência iminente (Ohlson, 1980).

- Rentabilidade do Capitais próprios:  $\text{Resultado Líquido} / \text{Capitais próprios}$

Este rácio mede a taxa de rentabilidade do investimento obtida pelos titulares do capital da empresa. Mostra a percentagem do investimento dos proprietários, obtida anualmente através dos lucros, sendo por isso um dos indicadores mais importantes da rentabilidade e da eficiência da gestão da empresa (Gordon, 1962). Se esta taxa de rentabilidade for demasiado baixa, então esse capital deveria estar investido noutra aplicação mais rentável.

- Peso do Imposto sobre o Ativo:  $\text{Imposto sobre Rendimento do exercício} / \text{Total Ativo}$

Este rácio procura caracterizar aspetos da atividade da empresa e a sua *performance* fiscal. Ou seja, compara o imposto pago ao Estado face ao valor total do Ativo da empresa. Este rácio não é mais do que a diferença entre o rácio do Resultado Antes de Imposto sobre o Ativo Total e o rácio do Resultado Líquido sobre o Ativo Total, mencionados na literatura, por exemplo, por Sheikh (2016) e Beaver (1966), respetivamente.

- Endividamento de Curto Prazo:  $\text{Dívidas Financeiras de Curto Prazo} / \text{Ativo corrente}$

Este rácio reflete a capacidade de a empresa gerar fundos para liquidar responsabilidades de financiamento de curto prazo. Valores elevados podem significar incapacidade de a empresa solver os seus compromissos de curto prazo e como tal ser um indiciador de insolvência (Neves & Silva, 1998).

- Rentabilidade Operacional das Vendas:  $\text{EBITDA} / \text{Volume de Negócios}$

Este rácio procura caracterizar a Rentabilidade Operacional das Vendas (Jagels & Coltman, 2004). Apresenta a contribuição na margem operacional por cada unidade vendida pela empresa. Valores baixos ou negativos poderão indiciar uma situação de insolvência.

- Rentabilidade Operacional do Ativo:  $\text{EBITDA} / \text{Ativo Total}$

Este rácio de rentabilidade compara a margem operacional (sem o impacto do valor das depreciações/amortizações ou provisões) de uma empresa com o seu Ativo. Valores baixos deste rácio podem ser indicadores de insolvência (Beaver, 1966).

- (Margem de) Cobertura do Ativo: (*Cash Flow* Operacional / Ativo Total)

Gilbert, Menon e Schwartz (1990) demonstram que os fluxos de caixa operacionais aumentam a capacidade preditiva de forma significativa face aos modelos baseados nas variáveis económico-financeiras. Outros estudos (p.e. Fazzari, Hubbard & Petersen, 1988) examinam a sensibilidade do investimento face às restrições financeiras. Essas investigações baseiam-se na hipótese de que a decisão de investimento das empresas com maiores restrições é mais sensível à disponibilidade dos recursos internos do que nas empresas com menores restrições financeiras. Nesse contexto, utilizaremos a variável *cash flow* como *proxy* para averiguar a disponibilidade de financiamento interno (ou autofinanciamento).

- Custo do Financiamento Alheio: Juros suportados / (Dívidas Financeiras de Curto Prazo + Dívidas Financeiras de Médio Longo de Prazo)

Podemos designar este rácio por custo do financiamento alheio, o qual consiste no cálculo de uma taxa de juro bruta de modo a identificar potenciais explicações sobre as dificuldades no acesso ao financiamento externo. Valores elevados podem indicar um custo elevado da dívida e como tal colocar em causa a rentabilidade e viabilidade económico-financeira da empresa (Cherobim, Junior & Rigo, 2010).

- Rentabilidade Económica: EBIT/ Total Ativo

Este rácio de rentabilidade compara a margem operacional (antes de juros e impostos) de uma empresa com o seu Ativo. Naturalmente, quanto maior for este rácio melhor será a *performance* operacional da empresa. Um rácio elevado significa que os ativos da empresa estão a ser bem utilizados e a produzir bons resultados. Valores baixos podem ser indicadores de uma situação iminente de insolvência (Beaver, 1966).

- Dimensão: Logaritmo do Total Ativo

A dimensão da empresa será medida pelo logaritmo do total dos ativos (Domenichelli, 2018), que funciona como uma *proxy* do tamanho da empresa.

- Idade: Logaritmo (Ano corrente – Ano da Constituição)

Incluimos a variável idade da empresa (Domenichelli, 2018) para eliminar problemas de heteroscedasticidade relacionados com a escala das variáveis, este indicador será medido pelo logaritmo da diferença entre o ano observado e o ano da criação da empresa.

De salientar também que todas as variáveis contínuas serão sujeitas ao procedimento de *winsorizing*<sup>10</sup> em 1 por cento em cada cauda, de forma a mitigar problemas com potenciais *outliers* na análise empírica.

### 4.3. ESTATÍSTICAS DESCRITIVA

Em termos de tratamento estatístico dos dados da amostra, este será feito através do Stata Statistical Software, versão 16.1.

As Tabelas 1 e 2 fornecem estatísticas descritivas das variáveis explicativas, durante o período 2010-2018. Enquanto que a Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas para a amostra global, a Tabela 2 apresenta estatísticas descritivas para as subamostras compostas por empresas portuguesas e empresas espanholas, respetivamente.

**Tabela 1 - Estatísticas Descritivas: Amostra Total**

Variáveis	Nr. Obs.	Média	D.P.	P <sub>25</sub>	P <sub>50</sub>	P <sub>75</sub>
Liquidez	18.974	2,23	1,94	1,17	1,60	2,52
Fundo Maneio / Ativo	18.974	0,24	0,23	0,07	0,22	0,39
Rotação do Ativo	18.974	0,99	0,52	0,63	0,91	1,27
Solvabilidade	18.974	1,41	2,08	0,35	0,71	1,57
Endividamento Global	18.974	0,57	0,24	0,39	0,59	0,74
Rentabilidade Capitais próprios	18.965	0,08	0,24	0,01	0,06	0,15
Imposto / Ativo	17.600	0,01	0,02	0,00	0,01	0,02
Endividamento Curto Prazo	18.972	0,17	0,20	0,00	0,08	0,26
Rentabilidade Operacional Vendas	18.974	0,10	0,11	0,05	0,09	0,14
Rentabilidade Operacional Ativo	18.974	0,09	0,08	0,04	0,08	0,13
Cobertura do Ativo	18.966	0,07	0,07	0,03	0,06	0,10
Custo Financiamento Alheio	18.144	0,08	0,17	0,02	0,04	0,06
Rentabilidade Económica	18.974	0,05	0,08	0,02	0,04	0,08
Dimensão	18.974	8,47	0,69	7,92	8,29	8,88
Idade	23.273	20,67	11,79	12,00	19,00	27,00

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas: Número de Observações, Média, Desvio Padrão (D.P.), Percentil 25.º, Percentil 50.º que corresponde à Mediana, e Percentil 75.º. As variáveis são as seguintes: Liquidez, Fundo Maneio / Ativo, Rotação do Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Rentabilidade dos Capitais próprios, Imposto / Ativo, Endividamento de Curto Prazo, Rentabilidade Operacional das Vendas, Rentabilidade Operacional do Ativo, Cobertura do Ativo, Custo do Financiamento Alheio, Rentabilidade Económica e Dimensão, construídas conforme descrito no Subcapítulo 4.2.2. De acordo com os requisitos estabelecidos na recomendação da Comissão Europeia, de 6 de maio de 2003, relativa à definição de micro, pequenas e médias empresas, apenas foram consideradas PME.

<sup>10</sup> O método de *Winsorizing* permite que os valores extremos das variáveis (percentil 1 e percentil 99) apresentem o mesmo valor no respetivo percentil.

Como pode ser visto a partir de estatísticas relatadas na Tabela 1, em média, o Ativo Corrente é 2,23 superior ao Passivo Corrente (rácio de Liquidez). A diferença entre o Ativo Corrente e o Passivo Corrente é em média 0,24 do Ativo Total (Rácio Fundo Maneio / Ativo). A Rotação do Ativo é em média 0,99 e a Solvabilidade é de 1,41. O Passivo representa 57% do Ativo (Rácio Endividamento Global).

**Tabela 2 - Estatísticas Descritivas por subamostras (Empresas Portuguesas vs Espanholas)**

Variáveis	Empresas Portuguesas						Empresas Espanholas					
	Nr. Obs.	Med	D.P.	P <sub>25</sub>	P <sub>50</sub>	P <sub>75</sub>	Nr. Obs.	Med	D.P.	P <sub>25</sub>	P <sub>50</sub>	P <sub>75</sub>
Liquidez	3.307	1,84	1,39	1,10	1,47	2,07	15.667	2,31	2,03	1,18	1,64	2,62
Fundo Maneio / Ativo	3.307	0,20	0,22	0,05	0,19	0,34	15.667	0,24	0,23	0,08	0,23	0,40
Rotação do Ativo	3.307	0,86	0,45	0,56	0,79	1,07	15.667	1,02	0,53	0,65	0,95	1,31
Solvabilidade	3.307	0,85	1,13	0,31	0,54	0,97	15.667	1,53	2,21	0,37	0,77	1,73
Endividamento Global	3.307	0,63	0,19	0,51	0,65	0,76	15.667	0,55	0,24	0,37	0,57	0,73
R. Capitais Próprios	3.307	0,08	0,23	0,01	0,06	0,16	15.658	0,08	0,24	0,01	0,06	0,15
Imposto / Ativo	3.245	0,01	0,01	0,00	0,01	0,01	14.355	0,01	0,02	0,00	0,01	0,02
Endivid. Curto Prazo	3.307	0,20	0,22	0,03	0,13	0,29	15.665	0,16	0,20	0,00	0,08	0,25
R. Operacional Vendas	3.307	0,12	0,11	0,06	0,11	0,17	15.667	0,09	0,12	0,04	0,08	0,14
R. Operacional Ativo	3.307	0,10	0,08	0,05	0,09	0,13	15.667	0,09	0,08	0,04	0,08	0,13
Cobertura do Ativo	3.307	0,08	0,07	0,03	0,07	0,11	15.659	0,07	0,07	0,03	0,06	0,10
Custo Financ. Alheio	3.265	0,05	0,09	0,02	0,03	0,05	14.879	0,08	0,18	0,03	0,04	0,07
Rentab. Económica	3.307	0,05	0,07	0,02	0,04	0,07	15.667	0,05	0,08	0,02	0,04	0,08
Dimensão	3.307	8,34	0,60	7,88	8,19	8,66	15.667	8,50	0,71	7,93	8,31	8,93
Idade	4.222	24,00	14,30	14,00	22,00	32,00	19.051	19,90	11,00	12,00	19,00	26,00

A Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas por país: Número de Observações, Média, Desvio Padrão (D.P.), Percentil 25.º, Percentil 50.º que corresponde à Mediana, e Percentil 75.º. As variáveis são as descritas na Tabela 1 e no Subcapítulo 4.2.2.

A Tabela 2 reporta valores médios superiores das variáveis de Liquidez, Fundo de Maneio, Rotação do ativo, Solvabilidade, Dimensão e Custo dos Capitais Alheios das empresas espanholas relativamente às empresas portuguesas, e inferiores no que respeita ao Endividamento global e de curto prazo, Rentabilidade do ativo e das vendas, Cobertura do Ativo e Idade.

Nas Tabelas 3 e 4 são apresentadas diferentes descrições da amostra por anos e por código da atividade económica (CAE). Em relação ao *status* da empresa, tivemos em conta as

empresas que estão atualmente em processo de insolvência, falidas ou insolventes (*Active - insolvency proceedings, Bankruptcy ou Dissolved*).

**Tabela 3 - Descrição da Amostra por Ano**

Ano	Amostra Total		Status – Insolvente	
	# Observações	# Empresas	# Observações	# Empresas
2010	2.029	223	40	8
2011	2.134	1.772	196	36
2012	2.221	45	0	0
2013	2.319	152	6	1
2014	2.248	856	53	11
2015	2.812	282	0	0
2016	3.081	95	0	0
2017	3.198	307	55	10
2018	3.231	137	0	0
		352	20	4
		78	9	2

A Tabela 3 apresenta uma descrição da amostra por ano tendo em conta o número de observações totais que corresponde ao número de empresas (em termos anuais) e o número de observações do grupo de empresas insolventes.

Podemos observar na Tabela 3 (acima), uma maior representatividade de empresas insolventes nos anos 2015 e 2016.

**Tabela 4 - Descrição da Amostra por CAE**

CAE	Amostra Total		Status – Insolvente	
	# Observações	# Empresas	# Observações	# Empresas
24	1.304	223	40	8
25	9.730	1.772	196	36
26	265	45	0	0
27	837	152	6	1
28	4.571	856	53	11
29	1.571	282	0	0
30	501	95	0	0
31	1.647	307	55	10
32	684	137	0	0
33	1.698	352	20	4
38	465	78	9	2

A Tabela 4 apresenta uma descrição da amostra por CAE (Rev.3) tendo em conta o número total de empresas, número de observações totais, o número de empresas insolventes e número de observações de empresas insolventes.

Na Tabela 5 observamos a descrição da amostra por país. Em relação ao *status* tivemos em conta mais uma vez as empresas consideradas como insolventes.

**Tabela 5 - Descrição da Amostra por País**

PAÍS	Amostra Total		Status – Insolvente	
	# Observações	# Empresas	# Observações	# Empresas
Portugal	4.222	915	139	29
Espanha	19.051	3.384	240	43

A Tabela 5 apresenta as Observações Totais e o número de Empresas por país, Portugal e Espanha, e para a Amostra total e para as empresas com *Status* Insolvente.

Finalmente, a Tabela 6 apresenta a descrição da amostra por região (NUTS II)<sup>11</sup>.

**Tabela 6 - Descrição da Amostra por NUTS II**

<b>Painel A: Portugal</b>				
<b>Observações por NUTS II</b>	<b>Amostra Total</b>		<b>Status – Insolvente</b>	
	<i># Observações</i>	<i># Observações</i>	<i># Empresas</i>	<i># Observações</i>
Região do Centro	1.703	364	68	13
Região do Norte	1.950	423	52	11
Região de Lisboa	371	90	18	4
Alentejo	138	26	1	1
Algarve	11	3	0	0
Região Autónoma da Madeira	19	3	0	0
Região Autónoma dos Açores	36	6	0	0

<b>Painel B: Espanha</b>				
<b>Observações por NUTS II</b>	<b>Amostra Total</b>		<b>Status – Insolvente</b>	
	<i># Observações</i>	<i># Empresas</i>	<i># Observações</i>	<i># Empresas</i>
Catalunha	3.914	699	62	12
Comunidade Valenciana	2.166	391	38	6
País Basco	2.676	481	30	7
Galiza	1.328	218	22	4
Comunidade Autónoma de Madrid	1.569	296	16	2
Andaluzia	1.557	286	14	2
Astúrias	359	66	13	2
Aragão	1.077	181	10	2
Cantábria	334	53	10	2
Castela e Leão	901	153	9	2
Logroño	184	31	9	1
Castela-Mancha	791	146	7	1
Baleares	135	25	0	0
Estremadura	121	23	0	0
Ilhas Canárias	292	45	0	0
Pamplona	848	140	0	0
Região de Múrcia	799	150	0	0

A Tabela 6 apresenta as estatísticas descritivas por NUTS II: número de Observações e número de empresas que integram a Amostra Total e o número de observações e de empresas com *Status* Insolvente. As Unidades Territoriais para Fins Estatísticos consideradas na presente Tabela são representativas dos países que formam a Península Ibérica.

As regiões mais representadas na presente Tabela 6 são a Região Norte e a Região Centro de Portugal, e a Catalunha, o País Basco e a Comunidade Valenciana de Espanha.

<sup>11</sup> NUTS II: corresponde a Nomenclatura das Unidades Territoriais para Fins Estatísticos.

#### 4.4. ANÁLISE DA CORRELAÇÃO

A próxima análise é considerada como preliminar da análise empírica e baseia-se na estimação do grau de correlação entre as variáveis. Ou seja, é estimado o grau de correlação entre as variáveis para se observar como se relacionam entre si. Essa correlação visa unicamente verificar a associação entre as variáveis sem qualquer implicação de causa efeito entre elas e é preferencialmente expressa por um coeficiente de correlação (Marôco, 2003).

A Tabela 7 apresenta os coeficientes de correlação de Pearson, bem como todos os níveis de significância entre todas as variáveis usadas na análise empírica. O coeficiente de correlação de Pearson mede o grau de correlação entre duas variáveis quantitativas e apresenta valores entre -1 e 1, inclusive. Apesar da fraca correlação<sup>12</sup> entre as variáveis explicativas e a variável dependente, a matriz de correlação demonstra que é possível verificar que, à exceção da correlação entre as variáveis explicativas Dimensão e Idade, existe significância estatística ao nível de 1% dos coeficientes de correlação da variável dependente com as restantes variáveis explicativas.

Em consonância com as nossas expectativas, esta análise sugere que o *status* de insolvente está negativamente correlacionado com a Liquidez, Fundo de Maneio, Rotação do Ativo, Solvabilidade, Rácios de Rentabilidade e com o Peso do Imposto sobre o Ativo, e positivamente correlacionada com o Endividamento (global e de curto prazo).

No que diz respeito à correlação entre as próprias variáveis explicativas, é possível observar que a variável Liquidez tem uma relação negativa com as variáveis Rotação do Ativo, Endividamento Global, Endividamento de Curto Prazo e Dimensão. Por seu lado, a variável Rotação do Ativo, para além da relação negativa atrás mencionada com a variável Liquidez, verificamos também uma relação negativa com as variáveis Solvabilidade, Endividamento de Curto Prazo, Rentabilidade Operacional das Vendas, Dimensão e com a variável Idade.

---

<sup>12</sup> Quanto à magnitude, segundo Franzblau (1958), o coeficiente de Correlação de Pearson é interpretado da seguinte forma: sem correlação (menor que 0,2); fraca correlação (entre 0,2 e 0,4); correlação moderada (entre 0,4 e 0,6); forte correlação (entre 0,6 e 0,8) e muito forte correlação (maior que 0,8).

**Tabela 7 - Matriz de Correlação de Pearson**

	Insolvente	Liquidez	Fundo Maneio / Ativo	Rotação do Ativo	Solvabil.	Endividamento Global	Rentab. Capitais Próprios	Imposto / Ativo	Endiv. Curto Prazo	Rentab. Operac. Vendas	Rentab. Operac. Ativo	Cobertura do Ativo	Custo Financiam. Alheio	Rentab. Económica	Dimensão	Idade
Insolvente	1															
	23.273															
	-0,060*	1														
Liquidez	(0,000)															
	18.974	18.974														
Fundo Maneio / Ativo	-0,089*	0,710*	1													
	(0,000)	(0,000)														
	18.974	18.974	18.974													
Rotação do Ativo	-0,031*	-0,207*	0,053*	1												
	(0,000)	(0,000)	(0,000)													
	18.974	18.974	18.974	18.974												
Solvabil.	-0,067*	0,809*	0,506*	-0,213*	1											
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)												
	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974											
Endiv. Global	0,128*	-0,632*	-0,651*	0,120*	-0,751*	1										
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)											
	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974										
Rentab. Capitais Próprios	-0,041*	-0,010	0,053*	0,216*	-0,023*	0,009	1									
	(0,000)	(0,167)	(0,000)	(0,000)	(0,002)	(0,213)										
	18.965	18.965	18.965	18.965	18.965	18.965	18.965									
Imposto / Ativo	-0,063*	0,126*	0,276*	0,276*	0,136*	-0,272*	0,431*	1								
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)									
	17.600	17.600	17.600	17.600	17.600	17.600	17.594	17.600								
Endiv. Curto Prazo	0,058*	-0,395*	-0,538*	-0,082*	-0,304*	0,381*	-0,091*	-0,222*	1							
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)								
	18.972	18.972	18.972	18.972	18.972	18.972	18.963	17.599	18.972							
Rentab. Operac. Vendas	-0,060*	0,103*	0,094*	-0,130*	0,127*	-0,232*	0,358*	0,507*	-0,024*	1						
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,001)							
	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.965	17.600	18.972	18.974						
Rentab. Operac. Ativo	-0,071*	0,027*	0,163*	0,294*	0,035*	-0,210*	0,500*	0,758*	-0,108*	0,753*	1					
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)						
	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.965	17.600	18.972	18.974	18.974					
Cobertura do Ativo	-0,085*	0,069*	0,190*	0,252*	0,079*	-0,261*	0,503*	0,666*	-0,151*	0,731*	0,947*	1				
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)					
	18.966	18.966	18.966	18.966	18.966	18.966	18.965	17.595	18.964	18.966	18.966	18.966				
Custo Financiam. Alheio	-0,009	0,072*	0,085*	0,112*	0,149*	-0,117*	-0,005	0,075*	-0,144*	-0,021*	0,028*	0,006	1			
	(0,220)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,513)	(0,000)	(0,000)	(0,005)	(0,000)	(0,391)				
	18.144	18.144	18.144	18.144	18.144	18.144	18.135	16.783	18.142	18.144	18.144	18.136	18.144			
Rentab. Económica	-0,073*	0,079*	0,249*	0,297*	0,084*	-0,251*	0,527*	0,820*	-0,156*	0,703*	0,940*	0,869*	0,053*	1		
	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)			
	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.965	17.600	18.972	18.974	18.974	18.966	18.144	18.974		
Dimensão	-0,004	-0,016	-0,075*	-0,038*	0,035*	0,005	0,029*	0,022*	0,076*	0,023*	0,000	0,015	0,029*	0,005	1	
	(0,563)	(0,032)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,466)	(0,000)	(0,003)	(0,000)	(0,002)	(0,997)	(0,035)	(0,000)	(0,509)		
	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.965	17.600	18.972	18.974	18.974	18.966	18.144	18.974	18.974	
Idade	0,006	0,112*	0,1624*	-0,081*	0,136*	-0,221*	-0,074*	-0,011	-0,039*	-0,017*	-0,055*	-0,046*	0,016	-0,038*	0,022*	1
	(0,347)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,141)	(0,000)	(0,021)	(0,000)	(0,000)	(0,030)	(0,000)	(0,003)	
	23.273	18.974	18.974	18.974	18.974	18.974	18.965	17.600	18.972	18.974	18.974	18.966	18.144	18.974	18.974	23.273

Esta Tabela reporta os coeficientes de correlação de Pearson para o período de 2010-2018. \* Significância estatística ao nível de, pelo menos, 5%. As variáveis utilizadas nesta análise são as seguintes: Liquidez, Fundo Maneio / Ativo, Rotação do Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Rentabilidade dos Capitais próprios, Imposto / Ativo, Endividamento de Curto Prazo, Rentabilidade Operacional das Vendas, Rentabilidade Operacional do Ativo, Cobertura do Ativo, Custo do Financiamento Alheio, Rentabilidade Económica e Dimensão e estão definidas no Subcapítulo 4.2.2..

#### 4.5. ANÁLISE UNIVARIADA

A análise univariada serviu de suporte às primeiras investigações que analisaram os rácios de previsão de insolvência. A investigação empírica de Beaver (1966) destaca-se como um dos estudos mais importantes, com base na análise univariada de rácios, de previsão de falências e insolvências. Contudo, três décadas antes, já outros autores como FitzPatrick (1932), Smith e Winakor (1935), Merwin (1942), e mais tarde Tamari (1966), levavam a cabo os seus estudos empíricos tendo por base a mesma metodologia. Chen e Shimerda (1981) analisaram estudos empíricos prévios referentes à previsão de falências e agruparam 41 rácios em sete principais fatores. 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).

Com esta análise pretendemos testar as diferenças às médias e medianas entre o grupo de empresas insolventes e o grupo das empresas consideradas como solventes. Neste contexto efetuaremos um teste paramétrico às médias – *t test* - e um teste não paramétrico às medianas – *Wilcoxon-Mann-Whitney rank sum test* - através da comparação das médias e das medianas das variáveis quantitativas dos dois grupos independentes. Primeiro em função do país (Portugal ou Espanha) e depois em função do *status*, insolventes ou solventes. A Tabela 8 apresenta os resultados.

**Tabela 8 – Teste às Médias e as Medianas em Função do País e do Status**

Variável	País		Insolvente	
	Diferenças entre médias <i>P-value</i>	Diferenças entre medianas <i>P-value</i>	Diferenças entre médias <i>P-value</i>	Diferenças entre medianas <i>P-value</i>
Liquidez	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Fundo Maneio / Ativo	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Rotação do Ativo	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Solvabilidade	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Endividamento Global	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
R. Capitais próprios	0,627	0,185	<b>0,003</b>	<b>0,000</b>
Imposto / Ativo	<b>0,016</b>	0,512	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Endivid. Curto Prazo	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
R. Operacional Vendas	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
R. Operacional Ativo	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Cobertura do Ativo	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Custo Financ. Alheio	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,027</b>	<b>0,000</b>
R. Económica	0,736	0,973	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Dimensão	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	0,513	0,622
Idade	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	0,429	0,737

A Tabela 8 apresenta o teste às médias e as medianas em função do país e do status. As variáveis são as que estão descritas em detalhe no Subcapítulo 4.2.2..

Após a análise à Tabela 8, verificamos que, à exceção da Rentabilidade dos Capitais próprios, Rentabilidade Económica e Imposto / Ativo, a diferença entre as médias e medianas das restantes variáveis apresentam significância estatística ao nível de 1% no que respeita à análise em função do país (Portugal ou Espanha).

Relativamente à análise em função do *status* das empresas Insolventes versus Solventes, com a exceção da variável Dimensão e Idade, a diferença entre as médias (medianas) das restantes variáveis é estatisticamente significativa ao nível de 1% (com exceção das diferenças entre as médias da variável Custo Financiamento Alheio que é estatisticamente significativa ao nível de 5%).

Comparando a informação da Tabela 2 – Estatísticas Descritivas por país – com a informação disponível na Tabela 8, concluímos que as empresas espanholas aparentam ter maior capacidade de solverem os seus compromissos a médio e longo prazo do que as empresas portuguesas. Deste modo, e tendo em conta o rácio de Solvabilidade, os resultados da análise univariada sugerem que as empresas portuguesas são mais vulneráveis.

Observamos também que o rácio Rotação do Ativo é superior nas empresas espanholas. Logo, concluímos que as empresas espanholas apresentam maior eficiência operacional face às portuguesas, o que pode *per se* conduzir à conclusão (simplista) de que as empresas espanholas apresentam menor risco de insolvência comparativamente às empresas portuguesas. Em sentido oposto, o rácio da Rentabilidade Operacional do Ativo é superior para as empresas portuguesas, o que sugere que em termos médios as empresas espanholas são ligeiramente mais propensas à insolvência comparativamente às empresas portuguesas.

Também é possível extrapolar conclusões semelhantes quando comparamos o grupo de empresas insolventes *versus* o grupo de empresas solventes, i.e., que, em média, existem diferenças significativas entre as empresas insolventes e as empresas solventes no que respeita às variáveis usadas neste estudo. Esta evidência sugere que as variáveis selecionadas para a nossa análise multivariada têm a capacidade de diferenciar, em média, as características das empresas insolventes *versus* solventes.

## **CAPÍTULO 5. ANÁLISE MULTIVARIADA**

Neste estudo, a análise multivariada engloba diferentes tipos de metodologias descritos de forma detalhada no Capítulo 3. Entre elas, destacam-se a análise discriminante múltipla (ADM), o recurso aos modelos probabilísticos Logit, Probit e a aplicação do *Propensity Score Matching* (PSM).

### **5.1. ANÁLISE DISCRIMINANTE MÚLTIPLA**

A primeira técnica é a Análise Discriminante Múltipla (ADM), que é uma das técnicas mais utilizadas na área dos modelos de previsão de insolvência. É importante referir que apesar deste estudo se focar em dois países, a análise empírica não será seccionada por países dado que o modelo que se pretende desenvolver aplica-se a um setor em concreto e a um sítio específico: empresas pertencentes ao setor metalúrgico e metalomecânico localizadas na Península Ibérica.

A ADM tem como objetivo completar a análise logística no sentido de suportar a decisão de seleção das variáveis que irão ser incluídas no modelo de previsão de falência, cujo desenvolvimento configura-se como o objetivo primário deste trabalho.

Neste contexto, referimos que esta análise se encontra estruturada da seguinte forma:

- i) classificação das empresas,
- ii) seleção das variáveis,
- iii) análise de matriz de correlação de Pearson,
- iv) estimação da função discriminante,
- v) e análise da variância designada por ANOVA.

A primeira etapa da ADM consiste na classificação das empresas insolventes com o valor um (1), enquanto que as saudáveis são classificadas com o valor zero (0). Esta classificação é feita de acordo com as variáveis explicativas já apresentadas e analisadas (Agresti, 1996, pp. 21-24).

Resulta do primeiro passo da análise discriminante uma tabela, denominada por *Confusion Table*, que classifica cada empresa como insolvente/solvente de acordo com as essas variáveis, que a ADM considera como características diferenciadoras de cada grupo (insolvente/solvente).

**Tabela 9 – Classificação das empresas conforme o seu *status* de acordo com o 1.º passo da ADM (Confusion Table)**

<i>True Status</i>	Classificação		Total
	0	1	
0	12.063 73,13%	4.432 26,87%	16.495 100,00%
1	67 23,84%	214 76,16%	281 100,00%
<b>Total</b>	12.130 72,31%	4.646 27,69%	16.776 100,00%

A Tabela 9 apresenta a *Confusion Table*, que resulta do 1.º passo da ADM que classifica as empresas que considera insolventes com valor um (1) e as empresas consideradas como saudáveis com o valor zero (0) de acordo com as variáveis explicativas usadas neste estudo e descritas em detalhe no Subcapítulo 4.2.2.

Tendo por base a classificação das empresas como empresas insolventes ou empresas saudáveis, resultante do primeiro passo da ADM, observamos que 73,13% das empresas classificadas como saudáveis na SABI estão corretamente classificadas e 26,87% classificadas como saudáveis deveriam ser consideradas insolventes de acordo com as variáveis explicativas que usamos neste estudo. Esta análise conduz à inferência estatística e, portanto, podemos dizer que estamos perante erros tipo I e II, conforme a classificação proposta por Ohlson (1980) e apresentada na Tabela 10. O Erro do Tipo I, resulta da classificação de empresas saudáveis como insolventes. O Erro do Tipo II, resulta da classificação de empresas insolventes como saudáveis.

**Tabela 10 – Erros tipos I e II decorrentes da classificação das empresas**

Previsão do Resultado	Verdadeiro Positivo Empresas Insolventes (y=1)	Falso Positivo Erro tipo I: empresas saudáveis classificadas como insolventes
		Falso Negativo Erro tipo II: empresas insolventes classificadas como saudáveis

A Tabela 10 permite conhecer os casos corretamente classificados, cruzando os casos observados com os casos classificados pela aplicação da ADM, constituindo um instrumento interessante de análise da capacidade discriminante do modelo. A partir desta Tabela é possível conhecer o erro de tipo I (falsos positivos ou empresas “saudáveis”, mas classificadas como estando em incumprimento) e o erro de tipo II (falsos negativos ou empresas em incumprimento classificadas como “saudáveis”), sendo para isso necessário estabelecer a probabilidade a partir da qual uma empresa é classificada como estando em incumprimento.

A próxima etapa da ADM é a seleção das variáveis que permitem diminuir a probabilidade de erro na estimação do modelo de previsão e que demonstram uma elevada capacidade preditiva para identificar a situação iminente de insolvência.

O peso de cada variável na classificação conduzida no primeiro passo da ADM de empresas solventes/insolventes, independentemente do grupo, é representado pelos seus coeficientes

*unstandardized*, sendo por isso considerados na função discriminante (ver equação 1 no Subcapítulo 3.1). Esta análise não deve ser encarada como um método de seleção de variáveis *per se*, mas sim como um instrumento para definir a função discriminante, explicada no Subcapítulo 3.1. Neste contexto, referimos que essa função discriminante tem o poder preditivo de fazer a atribuição de cada observação ao grupo ao qual pertence com base nas variáveis explicativas.

Contudo, a análise *unstandardized* tem o seu âmbito limitado à discriminação das observações entre grupos e está condicionada à escala das variáveis (p.e., a dimensão é medida como o logaritmo dos ativos, indicador que será sempre superior ao rácio de Liquidez, logo a análise *unstandardized* irá atribuir maior peso discriminativo à variável dimensão). Para eliminar problemas de escala entre variáveis, devemos usar um processo de estandardização dos coeficientes. Deste modo, os coeficientes *standardized* discriminam a capacidade explicativa da variável dentro de cada grupo, o que nos vai permitir observar a contribuição de cada variável para explicar a situação de insolvência. Assim, na análise *standardized* devemos ignorar o sinal do coeficiente, pelo que o peso de cada variável deve ser interpretado em função do seu valor absoluto (Agresti, 1996, pp. 39-39).

**Tabela 11 - Coeficientes da Função Discriminante**

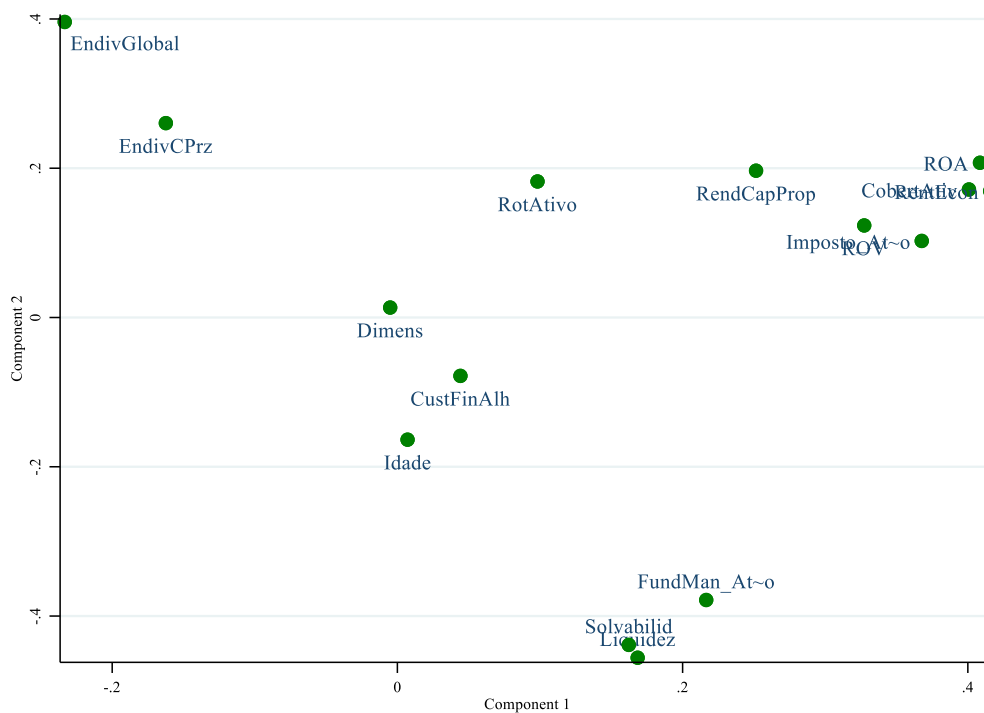
Variáveis	Coeficientes <i>Unstandardized</i>	Coeficientes <i>Standardized</i>
Liquidez	0,014	0,025
Fundo Maneio / Ativo	0,035	- 0,041
Rotação do Ativo	-1,968	- 0,287
Solvabilidade	0,199	0,366
Endividamento Global	4,994	1,116
Rentabilidade Capitais próprios	- 0,644	- 0,144
Imposto / Ativo	1,275	0,024
Endividamento de Curto Prazo	0,035	0,007
Rentabilidade Operacional Vendas	-1,968	- 0,215
Rentabilidade Operacional Ativo	8,896	0,704
Cobertura do Ativo	- 9,129	- 0,626
Custo Financiamento Alheio	0,168	0,029
Rentabilidade Económica	- 0,588	- 0,044
Dimensão	- 0,055	- 0,038
Idade	0,020	0,230
Constante	- 2,418	-

A Tabela 11 apresenta os coeficientes *unstandardized* e os coeficientes *standardized*, que correspondem à 2.<sup>a</sup> etapa da ADM. As variáveis são descritas e explicadas no Subcapítulo 4.2.2..

O processo de transformar os coeficientes em *standardized* permite observar as variáveis com maior capacidade discriminante, i.e., com maior poder explicativo da situação de insolvência de uma empresa. Deste modo é possível selecionar as variáveis que apresentam coeficientes de maior magnitude para os próximos passos da análise multivariada.

Assumindo como pressuposto da ADM que os melhores preditores possuem os coeficientes mais elevados, independentemente do sinal, então começamos por proceder a uma ordenação das variáveis em função do seu peso e em função da representação gráfica dos coeficientes para verificar a existência de sobreposição de variáveis (o que não é a situação desejada). Esta técnica permite-nos reforçar a decisão de seleção de variáveis.

**Gráfico 1- Coeficientes *standardized***



Este Gráfico apresenta o peso de cada variável em função dos coeficientes *standardized*. As variáveis são as descritas no Subcapítulo 4.2.2..

Comparando o Gráfico 1 com os coeficientes *standardized* que foram apresentados na Tabela 11, concluímos que as variáveis Endividamento Global, Rentabilidade Operacional do Ativo (ROA), Cobertura do Ativo, Solvabilidade, Rotação do Ativo e Idade (por esta ordem) são as que apresentam maior peso e que mais se diferenciam entre grupos. Por outro lado, as variáveis Endividamento de Curto Prazo, Imposto/Ativo, Liquidez, Custo do Financiamento Alheio e Dimensão apresentam menor peso. As variáveis Imposto / Ativo e a Rentabilidade Operacional Vendas (ROV), Solvabilidade e Liquidez, encontram-se

sobrepostas, o que dificulta a diferenciação entre grupos. As variáveis Rentabilidade Operacional do Ativo (ROA) e Cobertura do Ativo estão bastante próximas, embora não sobrepostas.

Esta análise apesar de se revelar muito importante na seleção das variáveis, necessita de ser apoiada pelas restantes etapas da metodologia ADM. Assim, o próximo passo é a análise de correlação de Pearson entre grupos em função das variáveis explicativas, designada por *structure matrix*. Em suma, os coeficientes representam o grau de correlação (de Pearson) entre o peso de cada variável e a função discriminante. A Tabela 12 apresenta os resultados.

**Tabela 12 - Structure Matrix**

Variáveis	Coefficientes <i>Unstandardized</i>
Liquidez	- 0,381
Fundo Maneio / Ativo	- 0,562
Rotação do Ativo	- 0,198
Solvabilidade	- 0,432
Endividamento Global	0,825
Rentabilidade Capitais próprios	- 0,273
Imposto / Ativo	- 0,396
Endividamento Curto Prazo	0,371
Rentabilidade Operacional Vendas	- 0,382
Rentabilidade Operacional Ativo	- 0,463
Cobertura do Ativo	- 0,554
Custo Financiamento Alheio	- 0,055
Rentabilidade Económica	- 0,478
Dimensão	- 0,015
Idade	0,059

A Tabela acima, denominada por *Structure Matrix*, fornece coeficientes de estrutura, que medem a correlação entre cada variável explicativa e a função discriminante. As variáveis são as descritas no Subcapítulo 4.2.2. Aqui, verifica-se um maior relacionamento do coeficiente da variável Endividamento Global, Fundo Maneio / Ativo, Cobertura do Ativo, Rentabilidade Económica, Rentabilidade Operacional Ativo face a todas as outras variáveis.

Nesta etapa da ADM pretendemos identificar quais os coeficientes que apresentam o maior valor em termos absolutos, sendo 30% considerada uma zona de *cutoff* (Agresti, 1996, pp. 43-44). As variáveis explicativas que preenchem esta condição são: Endividamento Global, Fundo Maneio / Ativo, Cobertura do Ativo, Rentabilidade Económica, Rentabilidade Operacional Ativo, Solvabilidade, Imposto / Ativo, Rentabilidade Operacional das Vendas, Liquidez e Endividamento Curto Prazo. Os resultados desta análise reforçam os resultados estimados pela abordagem anterior (Tabela 12), excetuando no que respeita à variável

Rotação do Ativo que aparenta ter um menor coeficiente de correlação com a função discriminante.

No passo seguinte da ADM foi estimado o peso de cada variável na função discriminante consoante o grupo (insolvente/saudável), denominada por *estat classification*. Ou seja, equivale a estimar a função discriminante por grupos. Esta análise foi conduzida com o objetivo de reforçar as conclusões das análises efetuadas nas etapas anteriores. Dado que os resultados estão em consonância com o encontrado até ao momento, os resultados dessas análises foram remetidos para apêndice (Tabela B). Tal como se observa na Tabela 11 no que respeita aos coeficientes *unstandardized*, as variáveis com maior “peso” são o Endividamento Global e a Rentabilidade Operacional Ativo.

Por último, a análise ANOVA conclui as técnicas canónicas da metodologia ADM. Esta análise tem o objetivo de avaliarmos a seleção das variáveis com base no *F-statistic test*, tendo como hipótese nula a inexistência de diferenças significativas relativamente ao poder explicativo das variáveis; a hipótese nula é rejeitada com um grau de significância ao nível de 5%. Deste modo, este teste suporta a decisão remoção de variáveis sem capacidade explicativa na situação de insolvência. A análise ANOVA significa análise de variância e é a técnica estatística que permite avaliar perceções sobre as médias de populações. A análise visa fundamentalmente verificar se existe uma diferença significativa entre as médias e se as variáveis explicativas exercem influência na variável dependente. A Tabela 13 apresenta os resultados.

**Tabela 13 - Análise ANOVA**

Variáveis	F-test	P-value
Liquidez	61,871	0,000
Fundo Maneio / Ativo	134,450	0,000
Rotação do Ativo	16,639	0,000
Solvabilidade	79,622	0,000
Endividamento Global	289,890	0,000
Rentabilidade Capitais próprios	31,696	0,000
Imposto / Ativo	66,889	0,000
Endividamento de Curto Prazo	58,582	0,000
Rentabilidade Operacional Vendas	62,170	0,000
Rentabilidade Operacional Ativo	91,506	0,000
Cobertura do Ativo	130,840	0,000
Custo Financiamento Alheio	1,313	0,252
Rentabilidade Económica	97,375	0,000
Dimensão	0,090	0,764
Idade	1,461	0,227

A Tabela 13 apresenta os resultados da análise ANOVA para todas as variáveis explicativas descritas no Subcapítulo 4.2.2.

Com base na evidência apresentada na Tabela 13, não apresentam capacidade explicativa da situação de insolvência o Custo Financiamento Alheio, a Dimensão e a Idade.

Em suma, observamos que comparando a classificação observada e a estimada com base nas variáveis explicativas usadas neste estudo, 73,13% das empresas classificadas como saudáveis estão corretamente classificadas e 26,87% classificadas como saudáveis deveriam ser consideradas insolventes. Os resultados da análise *standardized* apontaram as variáveis Endividamento Global, Rentabilidade Operacional do Ativo (ROA), Cobertura do Ativo, Solvabilidade, Rotação do Ativo e Idade (por esta ordem) como sendo os melhores preditores da situação de insolvência. Os resultados da correlação de Pearson identificaram as variáveis Endividamento Global, Fundo Maneio / Ativo, Cobertura do Ativo, Rentabilidade Económica, Rentabilidade Operacional Ativo, Solvabilidade, Imposto / Ativo, Rentabilidade Operacional das Vendas, Liquidez e Endividamento Curto Prazo com maior correlação na função discriminante. Por fim, os resultados da análise Anova conduz-nos à exclusão das variáveis cujo o *p*-value associado ao teste é superior a 5%, ou seja Custo Financiamento Alheio, Dimensão e Idade.

Até ao momento, as variáveis que mais se destacaram nas diferentes etapas da ADM devido ao seu poder explicativo são as seguintes: Endividamento Global, Rentabilidade Operacional do Ativo, Cobertura do Ativo e Solvabilidade.

## **5.2. ANÁLISE LOGÍSTICA (LOGIT ANALYSIS)**

A validade e robustez da ADM foi colocada em causa por vários autores, sendo uma das maiores críticas a de Ohlson (1980), que propôs um modelo de previsão de falência com base no método logístico (*Logit Analysis*) e apresentou resultados mais robustos do que os apresentados anteriormente. Devemos lembrar que a análise discriminante tem a desvantagem de assentar em pressupostos demasiado restritivos. Por sua vez, a análise Logit relaxa parte dos pressupostos da ADM, não exigindo que as variáveis independentes apresentem uma distribuição normal e que os grupos tenham matrizes de dispersão (variância-covariância) iguais, ou que os grupos sejam discretos e identificáveis. Podemos ainda acrescentar que a análise discriminante é meramente uma técnica de classificação, enquanto o modelo Logit analisa uma relação causal<sup>13</sup>.

---

<sup>13</sup> Em conformidade com a análise sobre a regressão logística da autoria de Cameron e Triverdi, (2005, pp. 937-940).

Tendo como referência a investigação de Ohlson (1980), que é considerado como um estudo seminal no uso da análise logística aplicada à previsão e insolvência, o nosso estudo partilha do objetivo de Ohlson (1980) em propor um modelo logístico como preditor de insolvência.

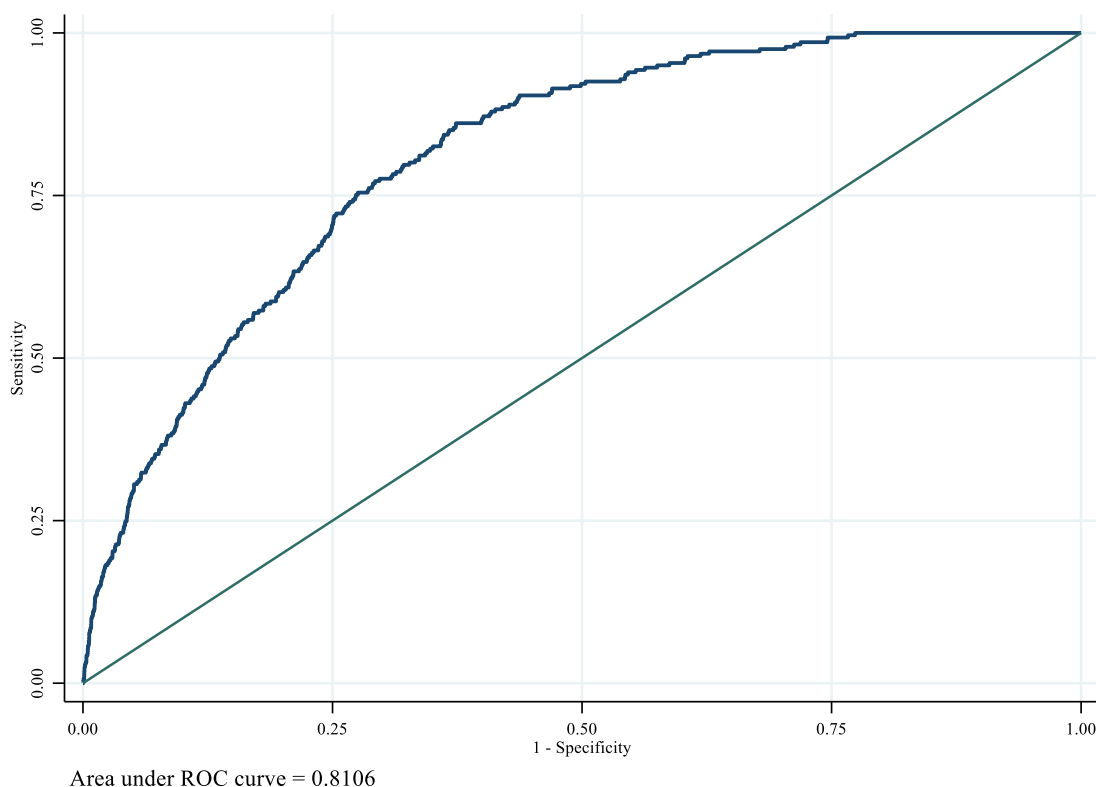
Consistente com os argumentos de Ohlson (1980), o nosso objetivo é apresentar um modelo probabilístico com capacidade de prever a situação de falência até 3 anos antes desse evento. Neste sentido, neste Subcapítulo iremos percorrer todas as etapas necessárias para atingir esse objetivo, mas tendo também em atenção os resultados obtidos através da ADM conduzida na secção anterior. Uma vez mais, é importante referir que apesar deste estudo se focar em dois países, a análise empírica não será seccionada por países.

O primeiro passo da análise logística é muito semelhante ao da ADM: classificar as empresas com base no seu *status* (insolvente/solvente) atendendo às variáveis incluídas na equação (2) reportada no Subcapítulo 2.2. Esta representação é efetuada sob a forma de um gráfico que ilustra o desempenho de um sistema classificador binário à medida que o seu limiar de discriminação varia de acordo com as variáveis explicativas incluídas no modelo, também designadas por *covariates*. De uma forma mais simplista, podemos dizer que esta análise permite estudar a variação da sensibilidade e especificidade, para diferentes níveis de *cutoff* (que diferencia o *status* entre insolvente/solvente).

O gráfico 2, designado por ROC (*receiver operating characteristic curve*), apresenta essa representação. A *Receiver Operating Characteristic Curve (ROC curve)*, ou, simplesmente, curva ROC, apresenta a taxa de casos *true positive (Sensitivity)* versus a taxa de casos *false positive* em diferentes cenários, sendo que a taxa de *true negative* é conhecida também por *Specificity*. Em termos gráficos, a curva ROC é um gráfico de pares “x” e “y” que correspondem a  $(1 - Specificity)$  e à *Sensitivity*, respetivamente, num plano designado por plano ROC unitário. O qual resulta de as coordenadas deste gráfico representarem medidas de probabilidade, e, por conseguinte, variarem entre zero e um. Mediante estas duas medidas, o objetivo passa por encontrar o ponto de *cutoff* que minimize o risco de se incorrer em erros (Agresti, 1996, pp. 143-144).

A “*area under ROC curve*” significa a precisão com que a variável *status* identifica de forma verdadeira as empresas insolventes. Neste caso, obtivemos uma precisão de cerca de 81,06%. O que é considerado, de um modo em geral, como um resultado bastante satisfatório (Fawcett, 2006), e superior à classificação obtida na ADM (de 73,13%).

Gráfico 2 - ROC (Receiver Operating Characteristic Curve)



Este Gráfico apresenta a classificação das empresas em função do seu *status* – insolvente/solvente – com base num modelo Logit onde estão incluídas as variáveis explicativas descritas no Subcapítulo 4.2.2.

A análise ROC é procedida da estimação do modelo Logit, definido na equação (4).

$$Prob(Insolvente = 1) = \beta'Z_{i,t-1} + \lambda_k + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

Onde a variável dependente é o *status* da empresa, sendo igual a 1 quando a empresa está em situação de insolvência e zero no caso contrário. O vetor  $Z_{i,t-s}$  inclui as variáveis explicativas tal como descritas no Subcapítulo 4.2.2, desfasadas 1 período. Os parâmetros  $\lambda_k, \gamma_t$  são incluídos para controlarem para a heterogeneidade não observada referente aos países e para variação temporal, respetivamente.  $\varepsilon_{it}$  é o termo de erro da regressão.

Após a identificação das observações de cada grupo com base nas suas características (definidas pelas variáveis explicativas) conforme observado no Gráfico 2, a próxima etapa será a standardização dos coeficientes com base na análise Logit. Este processo de standardização permite aperfeiçoar a comparação entre a magnitude dos coeficientes da estimação do modelo Logit e o seu poder explicativo.

A Tabela 14 apresenta os resultados da estimação da equação (4) antes do processo de estandardização dos coeficientes.

**Tabela 14 – Resultados antes do Processo de Estandarização das Variáveis**

Variável dependente: Insolvente	Coef.	Std. Err.	Z	P-value
Liquidez	- 0,061	0,115	- 0,530	0,596
Fundo Maneio / Ativo	- 0,402	0,526	- 0,760	0,445
Rotação do Ativo	<b>- 0,432</b>	0,141	- 3,050	<b>0,002</b>
Solvabilidade	<b>- 2,280</b>	0,413	- 5,520	<b>0,000</b>
Endividamento Global	- 0,195	0,759	- 0,260	0,797
Rentabilidade Capitais Próprios	- 0,168	0,169	- 1,000	0,320
Imposto / Ativo	- 5,953	4,771	- 1,250	0,212
Endividamento Curto Prazo	0,142	0,287	0,500	0,620
Rentabilidade Operacional Vendas	0,145	0,832	0,170	0,862
Rentabilidade Operacional Ativo	4,398	3,703	1,190	0,235
Cobertura do Ativo	<b>- 8,961</b>	2,704	- 3,310	<b>0,001</b>
Custo Financiamento Alheio	- 0,017	0,546	- 0,030	0,976
Rentabilidade Económica	0,448	2,713	0,170	0,869
Dimensão	<b>- 0,294</b>	0,083	- 3,540	<b>0,000</b>
Idade	<b>0,022</b>	0,005	4,690	<b>0,000</b>

Observações: 16.776

A Tabela 14 apresenta os coeficientes da estimação da equação (4) antes do processo de estandardização. A variável dependente é uma *dummy* que identifica as empresas com status se insolvente com 1, e zero caso contrário. As variáveis explicativas são todas as descritas na secção 4.2.2. A constante foi suprimida da regressão. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito.

Os coeficientes são os valores da equação (4) usados na previsão da variável dependente a partir do conjunto de variáveis independentes e são apresentados como *log-odds*. A título exemplificativo, o coeficiente (ou estimativa do parâmetro) para a variável Solvabilidade é de -2,280. Isso significa que para um aumento de uma unidade na variável Solvabilidade, esperamos uma diminuição de 2,280 na probabilidade logarítmica da variável dependente Insolvente, mantendo todas as outras variáveis independentes constantes. Uma forma alternativa de interpretação do coeficiente é convertê-lo num intervalo entre 0 e 100%.

Assim, o coeficiente da variável Solvabilidade seria de 0,093<sup>14</sup>, o que significa que quando a Solvabilidade diminui 1%, a empresa aumenta em 9,3% a probabilidade de insolvência.

A Tabela 15 apresenta os resultados da estimação da equação (4) após o processo de estandardização.

**Tabela 15 – Resultados após Processo de Estandarização**

Variável dependente: Insolvente	Coef.	Std. Err.	z	P-value
Liquidez	- 0,049	0,039	- 1,250	0,211
Fundo Maneio / Ativo	0,034	0,031	1,090	0,277
Rotação do Ativo	<b>- 0,049</b>	0,022	- 2,260	<b>0,024</b>
Solvabilidade	<b>0,244</b>	0,041	5,960	<b>0,000</b>
Endividamento Global	<b>0,159</b>	0,032	4,900	<b>0,000</b>
Rentabilidade Capitais Próprios	- 0,031	0,022	- 1,410	0,160
Imposto / Ativo	<b>0,382</b>	0,033	11,470	<b>0,000</b>
Endividamento Curto Prazo	- 0,026	0,019	- 1,350	0,178
Rentabilidade Operacional Vendas	- 0,030	0,031	- 0,950	0,341
Rentabilidade Operacional Ativo	- 0,038	0,090	-0,420	0,673
Cobertura do Ativo	0,055	0,064	0,870	0,385
Custo Financiamento Alheio	- 0,026	0,016	- 1,620	0,105
Rentabilidade Económica	<b>- 0,385</b>	0,060	- 6,450	<b>0,000</b>
Dimensão	- 0,002	0,016	- 0,110	0,916
Idade	<b>- 0,163</b>	0,017	- 9,650	<b>0,000</b>

Observações: 16.776

A Tabela 15 apresenta os coeficientes da estimação da equação (4) após o processo de estandardização. A variável dependente é uma *dummy* que identifica as empresas com status se insolvente com 1, e zero caso contrário. As variáveis explicativas são todas as descritas na secção 4.2.2. A constante foi suprimida da regressão. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito.

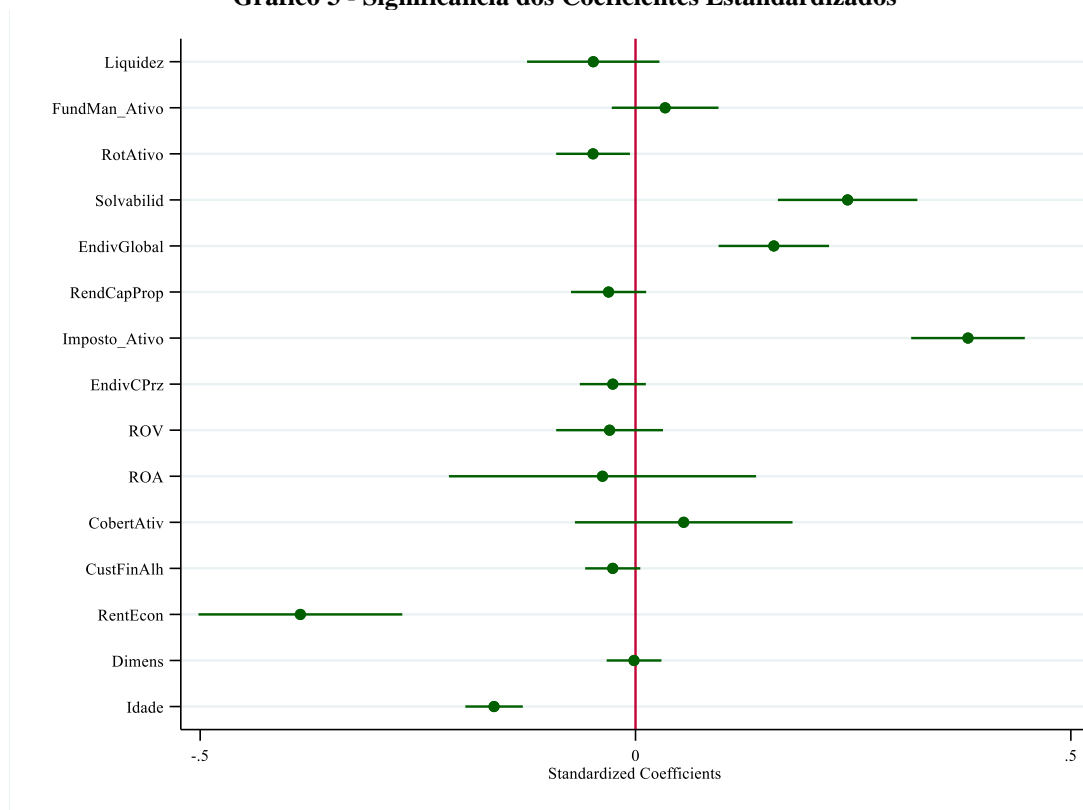
Após o processo de estandardização, os coeficientes variam entre 0 e 1. Comparando as Tabelas 14 e 15 antes e depois do processo de estandardização, constatamos que as diferenças na magnitude e na significância dos coeficientes são realmente notórias.

Tal como acontece com a estimação dos coeficientes *standardized* na análise discriminante, este processo permite mitigar as diferenças de escala entre as variáveis, o que conduz a

<sup>14</sup> A probabilidade é de:  $\exp(-2,280)/(1+\exp(-2,280)) = 0,093$ .

resultados mais robustos. Comparando os resultados das duas Tabelas – 14 e 15 – os coeficientes da Rotação do Ativo, da Solvabilidade e da Idade mantêm a sua significância entre estimações. Por outro lado, enquanto a Cobertura do Ativo e a Dimensão perdem significância da Tabela 14 para a 15, o Endividamento Global, o Imposto/ Ativo e a Rentabilidade Económica ganham significância estatística. Por exemplo, para uma variação de 1 unidade no desvio padrão da variável Endividamento Global, é esperado uma variação de 0.159 no desvio padrão na variável dependente Insolvente, mantendo todas as outras variáveis independentes constantes. A representação gráfica seguinte (significância dos coeficientes) tem como objetivo identificar quais os coeficientes que se encontram mais afastados de zero, i.e., que são estatisticamente diferentes de zero.

**Gráfico 3 - Significância dos Coeficientes Estandarizados**



O Gráfico 3 representa a significância estatística das variáveis explicativas descritas no Subcapítulo 4.2.2 após sofrerem um processo de estandardização.

Posto isto, os coeficientes que se encontram mais afastados de zero dizem respeito às variáveis Rentabilidade Económica, Solvabilidade, Imposto / Ativo e Endividamento Global, o que vai ao encontro da interpretação dos coeficientes apresentados na Tabela 15.

Tal como já argumentado, as fortes críticas de Ohlson (1980) no que concerne à validade e robustez da análise discriminante conduziu o nosso objetivo de apresentar um modelo de

previsão de insolvência suportado num modelo logístico (com recurso à *Logit Analysis*). Neste contexto, podemos salientar que antes do processo de standardização, os coeficientes<sup>15</sup> da análise da regressão logística que estavam relacionados com as variáveis Solvabilidade, Rotação do Ativo, Cobertura do Ativo, Dimensão e Idade apresentavam significância estatística a um nível de significância de 5%. Após o processo de standardização, os coeficientes que apresentam significância estatística, ou por outras palavras, que aparentam ter capacidade preditiva da situação de insolvência são as variáveis Rotação do Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Imposto / Ativo, Rentabilidade Económica e Idade dado que a inferência estatística aponta para que sejam estatisticamente diferentes de zero.

Será importante salientar nesta fase que as variáveis Rotação do Ativo, Solvabilidade e Endividamento Global já revelaram ter capacidade preditiva na deteção da insolvência na ADM.

### **5.3. PROPENSITY SCORE MATCHING**

Apesar das vantagens da utilização da análise Logit relativamente à análise ADM, e como já referido anteriormente, a análise Logit conduzida na secção anterior relaxa alguns pressupostos que deverão ser observados neste tipo de análise. Um deles é o facto de os grupos de empresas insolventes/solventes serem demasiado desproporcionais (a diferença máxima entre observações não deve exceder, de grosso modo, 5 vezes<sup>16</sup>). Outra limitação neste tipo de estudos reside no facto de os grupos de empresas insolventes/solventes apresentarem características significativamente diferentes, como é possível observar na Tabela 8 no Subcapítulo 4.5. Uma solução para ultrapassar estas limitações, a desproporcionalidade de observações entre empresas insolventes e saudáveis e a suas diferenças estruturais, é adotar técnicas de *matching*. como explicado no Subcapítulo 3.3.

Deste modo, será aplicada a técnica de *Propensity Score Matching*.

Em conformidade com a descrição efetuado no Subcapítulo 3.3, a primeira etapa do *Propensity Score Matching* consiste na estimação do *propensity score*, i.e., a probabilidade

---

<sup>15</sup> Os coeficientes são as estimativas da equação de regressão logística para prever a variável dependente a partir das variáveis independentes. Os coeficientes estão em unidades *log-odds*. Por exemplo, para um aumento de uma unidade na variável Solvabilidade, esperamos uma diminuição de 2,280 na probabilidade logarítmica da variável dependente Insolvente, mantendo todas as outras variáveis independentes constantes.

<sup>16</sup> Ver SAGE (2015, pp. 591).

de uma empresa ser designada para o grupo de tratamento (neste caso, ser insolvente) através de um modelo Probit. dado um conjunto de variáveis explicativas (ou *covariates*) da situação de insolvência. Nós conduzimos essa análise, assumindo como *covariates* as variáveis explicativas usadas nas secções anteriores. A Tabela 16 apresenta os resultados da estimação do *propensity score*.

**Tabela 16 – Estimação do *Propensity Score***

<b>Variável dependente: Insolvente</b>	<b>Coef.</b>	<b>Std. Err.</b>	<b>Z</b>	<b>P-value</b>
Liquidez	- 0,021	0,048	- 0,450	0,655
Fundo Maneio / Ativo	- 0,067	0,227	- 0,300	0,767
<b>Rotação do Ativo</b>	<b>- 0,156</b>	<b>0,062</b>	<b>- 2,520</b>	<b>0,012</b>
Solvabilidade	- 0,208	0,164	- 1,270	0,204
<b>Endividamento Global</b>	<b>1,548</b>	<b>0,419</b>	<b>3,700</b>	<b>0,000</b>
Rentabilidade Capitais Próprios	- 0,120	0,084	- 1,420	0,156
Imposto / Ativo	-3,506	2,241	- 1,560	0,118
Endividamento Curto Prazo	0,091	0,130	0,700	0,486
Rentabilidade Operacional Vendas	0,039	0,388	0,100	0,920
<b>Rentabilidade Operacional Ativo</b>	<b>2,942</b>	<b>1,637</b>	<b>1,800</b>	<b>0,072</b>
<b>Cobertura do Ativo</b>	<b>- 4,320</b>	<b>1,242</b>	<b>- 3,480</b>	<b>0,001</b>
Custo Financiamento Alheio	0,048	0,222	0,220	0,827
Rentabilidade Económica	- 0,115	1,162	- 0,100	0,921
Dimensão	- 0,052	0,040	- 1,290	0,196
<b>Idade</b>	<b>0,010</b>	<b>0,002</b>	<b>4,800</b>	<b>0,000</b>
<b>Constante</b>	<b>- 2,633</b>	<b>0,513</b>	<b>- 5,130</b>	<b>0,000</b>

Observações: 13.838

A Tabela 16 apresenta as estimativas dos coeficientes do modelo Probit usado para estimar o *Propensity Score*. As variáveis explicativas são as descritas no Subcapítulo 4.2.2. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito.

Algumas das variáveis incluídas na estimação do *propensity score*, p.e. Rotação do Ativo, Endividamento Global, Rentabilidade Operacional Ativo e Cobertura do Ativo mostraram-se estatisticamente significativas.

Um dos passos implícitos no processo de *Propensity Score Matching* é dividir a amostra em blocos, o que é semelhante a dividir a amostra em subgrupos com características comuns para se formarem pares (*matches*) entre as observações de empresas insolventes e solventes.

Na segunda etapa deste processo de *matching*, aplicamos a técnica de *matching* com *nearest neighbor and caliper*, que corresponde a um intervalo onde a probabilidade de *propensity score* pode variar. Aplicar o *caliper matching* significa que uma empresa do grupo de controlo será combinada com uma empresa de tratamento que esteja dentro desse intervalo. O *caliper* adequado foi estimado de acordo com Cochran e Rubin (1973), Rosenbaum e

Rubin (1983) e Wang, Guo, Jia e Ding (2013) e corresponde a 0.25 do desvio padrão do *propensity score*.

A Tabela 17 apresenta os resultados da qualidade final do processo de *matching*.

**Tabela 17– Resultados do teste realizado à qualidade do *Matching***

Variáveis	Grupo	Média		t-test	P-value
		Tratamento	Controlo		
Liquidez	<i>Unmatched</i>	1,315	2,153	- 7,870	0,000
	<i>Matched</i>	1,342	1,368	- 0,380	0,705
Fundo Maneio / Ativo	<i>Unmatched</i>	0,076	0,232	- 11,600	0,000
	<i>Matched</i>	0,089	0,091	- 0,120	0,905
Rotação do Ativo	<i>Unmatched</i>	0,882	1,007	- 4,080	0,000
	<i>Matched</i>	0,897	0,866	0,730	0,463
Solvabilidade	<i>Unmatched</i>	0,324	1,312	- 8,920	0,000
	<i>Matched</i>	0,340	0,343	- 0,100	0,919
Endividamento Global	<i>Unmatched</i>	0,798	0,569	17,030	0,000
	<i>Matched</i>	0,787	0,781	0,430	0,666
Rend. Capitais Próprios	<i>Unmatched</i>	0,009	0,084	- 5,630	0,000
	<i>Matched</i>	0,035	0,024	0,360	0,715
Imposto / Ativo	<i>Unmatched</i>	0,001	0,010	- 8,180	0,000
	<i>Matched</i>	0,001	0,001	-0,560	0,573
Endividamento Curto Prazo	<i>Unmatched</i>	0,265	0,172	7,650	0,000
	<i>Matched</i>	0,258	0,264	- 0,270	0,789
Rentab. Operacional Vendas	<i>Unmatched</i>	0,049	0,100	- 7,880	0,000
	<i>Matched</i>	0,058	0,067	- 0,870	0,386
Rentab. Operacional Ativo	<i>Unmatched</i>	0,046	0,092	- 9,570	0,000
	<i>Matched</i>	0,051	0,054	- 0,390	0,695
Cobertura do Ativo	<i>Unmatched</i>	0,025	0,072	- 11,440	0,000
	<i>Matched</i>	0,030	0,033	- 0,600	0,552
Custo Financiamento Alheio	<i>Unmatched</i>	0,065	0,077	- 1,150	0,252
	<i>Matched</i>	0,065	0,062	0,350	0,725
Rentabilidade Económica	<i>Unmatched</i>	0,010	0,054	- 9,870	0,000
	<i>Matched</i>	0,015	0,017	- 0,310	0,759
Dimensão	<i>Unmatched</i>	8,458	8,471	- 0,300	0,764
	<i>Matched</i>	8,471	8,420	0,940	0,345
Idade	<i>Unmatched</i>	22,377	21,534	1,210	0,227
	<i>Matched</i>	22,019	23,002	- 0,770	0,443

Esta Tabela apresenta as diferenças entre grupos de empresas de tratamento e de controlo que foram *matched*, e os grupos de empresas de tratamento e de controlo para as quais não foi possível encontrar um *match*, pertencendo ao grupo *unmatched*. As variáveis explicativas são as descritas no Subcapítulo 4.2.2.

Os resultados da Tabela 17 revelam que as amostras que não são emparelhadas (*Unmatched*) apresentam diferenças significativas entre grupos com a exceção das variáveis Custo Financiamento Alheio, Idade e Dimensão, o que indica que o valor médio de cada variável é diferente no grupo de tratamento e no grupo controlo na situação de pré-emparelhamento.

Por outro lado, os grupos de tratamento e de controlo *Matched* não apresentam diferenças significativas, o que indica que as médias das variáveis entre os grupos tratado e de controlo é semelhante após o *matching*.

A qualidade do *Matching* está assegurada quando não se observam diferenças estatisticamente significativas entre os grupos de tratamento (empresas insolventes) e de controlo (empresas solventes) no grupo *Matched*. Como se pode verificar na última coluna da Tabela 17, o *p*-value é sempre superior ao nível de significância de 5%, logo não existem diferenças estatisticamente significativas entre os grupos.

Dada a evidência da qualidade do processo de *Matching*, vamos repetir a análise da estimação do *propensity score* incluindo as variáveis selecionadas nas secções 5.1 e 5.2 e da Tabela 16 (estimação do *propensity score* com todas as variáveis) que apresentaram maior poder preditivo, que são as seguintes: Rotação do Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Imposto / Ativo e Rentabilidade Económica. A inclusão das duas últimas variáveis (Imposto/Ativo e Rentabilidade Económica) na estimação do modelo reduzido de *Propensity Score* prende-se com o facto dessas variáveis serem significativas na análise logística, na Tabela 15. A Tabela 18 reporta os resultados para uma nova estimação do *propensity score* considerando o modelo reduzido às variáveis mais relevantes.

**Tabela 18– Estimação do modelo reduzido de Propensity Score**

Variável dependente: Insolvente	Coef.	Std. Err.	z	P-value
Rotação do Ativo	- 0,176	0,053	- 3,310	<b>0,001</b>
Solvabilidade	- 0,317	0,163	- 1,940	<b>0,052</b>
Endividamento Global	1,239	0,394	3,150	<b>0,002</b>
Imposto / Ativo	- 1,677	2,014	- 0,830	0,405
Rentabilidade Económica	- 1,152	0,495	- 2,330	<b>0,020</b>
Constante	- 2,566	0,365	- 7,020	0,000

Observações: 13.519

Esta Tabela apresenta as estimativas dos coeficientes do modelo Probit usado para estimar o *Propensity Score* incluindo só o conjunto de variáveis selecionadas como tendo maior capacidade preditiva. As variáveis explicativas são as descritas no Subcapítulo 4.2.2. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito.

Os resultados na Tabela 18 demonstram que os coeficientes das variáveis são, em média, estatisticamente significativos ao nível de pelo menos de 10%, à exceção da variável Imposto/Ativo. À semelhança das análises efetuadas na Tabela 17, a Tabela 19 apresenta os resultados da qualidade do *matching*.

**Tabela 19 - Resultados do teste realizado à qualidade do *Matching***

Variáveis	Grupo	Média		t-test	P-value
		Tratamento	Controlo		
Rotação do Ativo	<i>Unmatched</i>	0,882	1,010	- 4,140	0,000
	<i>Matched</i>	0,897	0,881	0,380	0,702
Solvabilidade	<i>Unmatched</i>	0,324	1,448	- 8,980	0,000
	<i>Matched</i>	0,337	0,334	- 0,100	0,922
Endividamento Global	<i>Unmatched</i>	0,798	0,558	17,380	0,000
	<i>Matched</i>	0,789	0,786	0,150	0,878
Imposto / Ativo	<i>Unmatched</i>	0,001	0,010	- 8,370	0,000
	<i>Matched</i>	0,001	0,002	- 0,850	0,397
Rentabilidade Económica	<i>Unmatched</i>	0,010	0,056	- 9,900	0,000
	<i>Matched</i>	0,013	0,013	0,020	0,981

A Tabela 19 apresenta as diferenças entre grupos de empresas de tratamento e de controlo que foram *matched*, e os grupos de empresas de tratamento e de controlo para as quais não foi possível encontrar um *match*, pertencendo ao grupo *unmatched*. As variáveis explicativas são as incluídas no modelo reduzido na Tabela 19 e estão descritas no Subcapítulo 4.2.2.

Os resultados obtidos na Tabela 19 são similares aos observados na Tabela 17; os grupos de tratamento e de controlo *Matched* não apresentam diferenças significativas, o que indica que as médias das variáveis entre os grupos tratado e de controlo é semelhante após o *matching*.

No entanto, a qualidade do modelo Probit que estima o *propensity score* é testada por meio do teste de máxima verossimilhança (*Likelihood Ratio* - LR)  $\chi^2$ , que testa a adequação (*goodness-of-fit*) do modelo Probit usado na estimativa do score de propensão; se o *propensity score* for o mais adequado, o nível de significância conjunta dos coeficientes deve ser zero ou próximo de zero. Tal como se pode observar na Tabela 20 essa condição é verificada pela análise decorrente do valor do teste  $\chi^2$  (*p-value* de 95%).

**Tabela 20 – *Goodness-of-fit* do *propensity score***

Grupo	Pseudo R2	LR $\chi^2$	P-value
<i>Unmatched</i>	0,128	369,280	0,000
<i>Matched</i>	0,003	2,010	0,848

Na Tabela acima está representado o sumário do rácio de máxima verossimilhança (LR) cujo teste estatístico associado é  $\chi^2$ . A hipótese nula do teste é rejeitada com um nível de significância inferior a 5%.

Em suma, aplicamos o método *Propensity Score Matching* (PSM) às variáveis selecionadas para integrarem o modelo final, que são as seguintes: Rotação do Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Imposto / Ativo e Rentabilidade Económica. Os testes revelaram que a qualidade do *matching* estava assegurada, pelo que os resultados suportam a hipótese de que o *propensity score* estimado reflita a probabilidade dessas variáveis explicativas correspondam aos *covariates* adequados a integrarem o modelo final de previsão de insolvência.

## 5.4. MODELO FINAL

### 5.4.1. RESULTADOS DO MODELO LOGIT. UM, DOIS E TRÊS ANOS ANTES DO EVENTO DE INSOLVÊNCIA

Com base nos resultados da análise anterior, o que permitiu obter uma amostra mais proporcional, pretendemos nesta fase definir o modelo empírico de previsão de insolvência que inclui o conjunto de variáveis que selecionadas nas secções anteriores. Posto isto, na Tabela 21 são apresentadas as estimativas dos coeficientes do modelo Logit definido na equação (5), cuja variável dependente é a *dummy* que identifica as empresas insolventes, das variáveis explicativas Rentabilidade Económica, Imposto / Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Rotação Ativo como determinantes na avaliação da Insolvência empresarial.

$Prob (Insolvente = 1)$

$$= \alpha + \beta_1 \text{ Rentabilidade Económica} + \beta_2 \text{ Imposto/Ativo} \\ + \beta_3 \text{ Solvabilidade} + \beta_4 \text{ Endividamento Global} + \beta_5 \text{ Rotação Ativo} + \lambda_k \\ + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

**Tabela 21 – Resultados da estimação do modelo Logit**

Variável dependente: Insolvente	1 ano antes P-value  z	2 anos antes P-value  z	3 anos antes P-value  z
Modelo	(1)	(2)	(3)
Rentabilidade Económica	0,234	0,726	0,169
Imposto / Ativo	<b>0,000</b>	0,324	0,868
Solvabilidade	0,529	0,210	0,241
Endividamento Global	0,157	0,524	<b>0,067</b>
Rotação Ativo	<b>0,059</b>	<b>0,032</b>	0,394
Constante	<b>0,008</b>	0,130	<b>0,001</b>
Significância Global Coeficientes: P-value (chi2-test)	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Pseudo R2 (McFadden's R2)	0,200	0,198	0,186
Corretamente classificado	99,79%	99,55%	99,47%
Observações	10.157	9.285	8.528

A Tabela 21 reporta os resultados da estimação da equação (5), nomeadamente o *p*-value associado a cada coeficiente. A variável dependente é binária, assumindo o valor de 1 quando a empresa é Insolvente, e zero caso contrário. As variáveis explicativas são: Rentabilidade Económica, Imposto / Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global e Rotação do Ativo, e estão descritas no Subcapítulo 4.2.2. É ainda apresentada a significância estatística conjunta para todas as variáveis (teste chi2) a percentagem de acerto do modelo um, dois e três anos antes da insolvência. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negro.

Os resultados apresentados na Tabela 21 demonstram evidência que as variáveis explicativas incluídas no modelo têm capacidade preditiva da situação de insolvência (conforme reportado pelo teste de significância conjunta chi2), a um nível de significância de 1% até 3

anos antes do evento. O conjunto destas variáveis é estatisticamente significativo e com capacidade para explicar a variável dependente. No modelo (1) (um ano antes da insolvência), as estimativas das variáveis Imposto/Ativo e Rotação do Ativo são estatisticamente significativas a um nível de significância de 1% e 10%, respetivamente. No modelo (2) seguinte, dois anos antes da insolvência, o coeficiente da Rotação do Ativo é estatisticamente significativo a um nível de significância de 5%. No último modelo, três anos antes da insolvência, a estimativa do coeficiente da variável Endividamento Global é estatisticamente significativa a um nível de significância de 10%. É ainda relevante salientar que mais importante do que o contributo dos coeficientes individuais para a explicação da situação de insolvência, é o contributo global do modelo que permite aferir a probabilidade de uma empresa entrar numa situação de insolvência. Neste contexto, o modelo revelou-se bastante eficiente dado que, de modo geral, o modelo prevê mais de 99% das observações corretamente, apresentando uma ligeira diminuição conforme o horizonte temporal se afasta da ocorrência do evento, o que é consistente com os estudos anteriores (Ohlson, 1980).

Com o objetivo de testar a robustez do modelo acima definido, acrescentamos mais uma variável à equação (5), a variável explicativa Cobertura do Ativo como determinante na avaliação da Insolvência empresarial, que demonstrou ter capacidade preditiva na análise discriminante. A Tabela 22 reporta os resultados.

**Tabela 22 - Resultados da estimação do modelo Logit incluindo a variável Cobertura do Ativo**

<b>Variável dependente: Insolvente</b>	<b>1 ano antes</b>	<b>2 anos antes</b>	<b>3 anos antes</b>
Modelo	<i>P-value</i>  z  (1)	<i>P-value</i>  z  (2)	<i>P-value</i>  z  (3)
Rentabilidade Económica	<b>0,007</b>	0,930	0,220
Imposto / Ativo	<b>0,000</b>	0,292	0,917
Solvabilidade	0,527	0,208	0,232
Endividamento Global	0,200	0,540	0,115
Rotação Ativo	<b>0,058</b>	<b>0,033</b>	0,389
Cobertura do Ativo	<b>0,037</b>	0,696	<b>0,007</b>
Constante	<b>0,017</b>	0,143	<b>0,004</b>
Significância Global Coeficientes: <i>P-value</i> (chi2-test)	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Pseudo R2 (McFadden's R2)	0,205	0,199	0,196
Corretamente classificado	99,79%	99,55%	99,47%
Observações	10.153	9.281	8.525

A Tabela 22 reporta os resultados da estimação da equação (5), nomeadamente o *p-value* associado a cada coeficiente. A variável dependente é binária, assumindo o valor de 1 quando a empresa é insolvente, e zero caso contrário. As variáveis explicativas são: Rentabilidade Económica, Imposto / Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Rotação do Ativo e Cobertura do Ativo, e estão descritas no Subcapítulo 4.2.2. É ainda apresentada a significância estatística conjunta para todas as variáveis (teste chi2) a percentagem de acerto do modelo um, dois e três anos antes da insolvência. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito.

Mais uma vez, encontramos evidência que suporta a hipótese de que o conjunto de variáveis acrescida da Cobertura do Ativo tem capacidade de explicar a situação de insolvência, a um nível de significância de 1% (*P*-value (chi2-test)). Para um ano antes da falência, as estimativas dos coeficientes das variáveis Rentabilidade Económica e Imposto/Ativo são estatisticamente significativas a um nível de significância de 1%. As estimativas dos coeficientes das variáveis Cobertura do Ativo e Rotação do Ativo são estatisticamente significativas a um nível de 5% e 10%, respetivamente. Para dois anos antes da falência, a estimativa do coeficiente da variável Rotação do Ativo é estatisticamente significativa a um nível de significância de 5%. Para três anos antes da falência, a estimativa do coeficiente da variável Cobertura do Ativo é estatisticamente significativa a um nível de significância de 10%. Em termos de acerto, deve ser referido que, de modo geral, o modelo prevê mais de 99% das observações corretamente, o que é consistente com os resultados da Tabela 22.

Por último, acrescentamos uma segunda variável adicional à equação (5) e os resultados das regressões passaram a incluir (para além das variáveis anteriores) também a variável explicativa Rentabilidade Operacional do Ativo como determinantes na avaliação da Insolvência empresarial. A escolha dessa variável prende-se com a capacidade preditiva demonstrada na análise de *Matching*. Os resultados são apresentados na Tabela 23.

**Tabela 23 - Resultados da estimação do modelo Logit incluindo a variável Cobertura do Ativo e da Rentabilidade Operacional Ativo**

Variável dependente: Insolvente	1 ano antes <i>P</i> -value  z	2 anos antes <i>P</i> -value  z	3 anos antes <i>P</i> -value  z
Modelo	(1)	(2)	(3)
Rentabilidade Económica	<b>0,071</b>	0,752	0,905
Imposto / Ativo	<b>0,000</b>	0,290	0,908
Solvabilidade	0,531	0,208	0,237
Endividamento Global	0,175	0,534	0,125
Rotação Ativo	<b>0,054</b>	<b>0,036</b>	0,369
Cobertura do Ativo	0,233	0,917	<b>0,001</b>
Rentabilidade Operacional do Ativo	0,364	0,803	0,397
Constante	<b>0,023</b>	0,151	<b>0,004</b>
Significância Global Coeficientes: <i>P</i> -value (chi2-test)	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Pseudo R2 (McFadden's R2)	0,208	0,199	0,196
Corretamente classificado	99,79%	99,55%	99,47%
Observações	10.153	9.281	8.525

A Tabela 23 apresenta os resultados da estimação da equação (5), nomeadamente o *p*-value associado a cada coeficiente. A variável dependente é binária, assumindo o valor de 1 quando a empresa é insolvente, e zero caso contrário. As variáveis explicativas são: Rentabilidade Económica, Imposto / Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Rotação do Ativo, Cobertura do Ativo e Rentabilidade Operacional do Ativo, e estão descritas no Subcapítulo 4.2.2. É ainda apresentada a significância estatística conjunta para todas as variáveis (teste chi2) a percentagem de acerto do modelo um, dois e três anos antes da insolvência. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito.

Mais uma vez, encontramos evidência consistente com as análises anteriores (Tabelas 21 e 22) e que suporta a nossa expectativa de que o conjunto de variáveis acrescida da variável Cobertura do Ativo e da variável Rentabilidade Operacional do Ativo tem capacidade de explicar a situação de Insolvência, a um nível de significância de 1% (*P*-value (chi2-test)). Para um ano antes da falência, a estimativa do coeficiente da variável Imposto/Ativo é estatisticamente significativa a um nível de significância de 1%. No mesmo modelo, as estimativas dos coeficientes das variáveis Rotação do Ativo e Rentabilidade Económica são estatisticamente significativas a um nível de 10%, respetivamente. Para dois anos antes da falência, a estimativa do coeficiente da variável Rotação do Ativo é estatisticamente significativa a um nível de significância de 5%. Para três anos antes da falência, a estimativa do coeficiente da variável Cobertura do Ativo é estatisticamente significativa a um nível de significância de 1%. Em consonância com as estimativas apresentadas nas Tabelas 21 e 22, o modelo prevê mais de 99% das observações classificadas corretamente.

#### 5.4.2. MODELO PROBIT

Por uma questão de comparabilidade dos resultados usando diferentes metodologias, a equação (5) foi estimada com recurso a um modelo Probit.

**Tabela 24 – Resultados do modelo *Probit***

Variável dependente: Insolvente	1 ano antes <i>P</i> -value  z	2 anos antes <i>P</i> -value  z	3 anos antes <i>P</i> -value  z
Modelo	(1)	(2)	(3)
Rentabilidade Económica	0,293	0,208	0,108
Imposto / Ativo	<b>0,000</b>	0,177	0,946
Solvabilidade	0,676	0,339	0,374
Endividamento Global	<b>0,086</b>	<b>0,069</b>	<b>0,010</b>
Rotação Ativo	<b>0,050</b>	<b>0,032</b>	0,472
Significância Global Coeficientes: <i>P</i> -value (chi2-test)	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>	<b>0,000</b>
Pseudo R2 (McFadden's R2)	0,208	0,202	0,185
Corretamente classificado	99,79%	99,55%	99,47%
Observações	10.157	9.285	8.528

Esta Tabela apresenta os resultados da estimação da equação (5), recorrendo a um modelo Probit. São apresentados os *p*-value associados a cada coeficiente. A variável dependente é binária, assumindo o valor de 1 quando a empresa é insolvente, e zero caso contrário. As variáveis explicativas são: Rentabilidade Económica, Imposto / Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global e Rotação do Ativo, e estão descritas no Subcapítulo 4.2.2. É ainda apresentada a significância estatística conjunta para todas as variáveis (teste chi2) a percentagem de acerto do modelo um, dois e três anos antes da insolvência. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito.

Consistente com a nossa evidência anterior, os resultados obtidos na Tabela 24 demonstram que o conjunto das variáveis incluídas na equação (5) tem a capacidade preditiva para explicar a variável dependente a um nível de significância de 1% (*P*-value (chi2-test)); o

modelo apresenta uma taxa de acerto superior a 99% (das observações que estão classificadas corretamente).

### 5.4.3. MODELO FINAL DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Para que se fosse possível representar graficamente o desempenho preditivo do modelo final de previsão de insolvência definido na equação (5), utilizamos o modelo da regressão Logit para construir a curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), a qual relaciona a sensibilidade *versus* a especificidade do modelo estimado. Tendo por base a amostra total, que serviu de base ao presente estudo, as estimativas da regressão são apresentadas na Tabela 25 e de seguida apresentamos a representação gráfica da curva ROC.

**Tabela 25 – Resultados da estimação do modelo Logit final**

Variável dependente: Insolvente	Coef.	Std. Err.	z	P-value
Rentabilidade Económica	- 2,081	1,105	- 1,880	<b>0,060</b>
Imposto / Ativo	- 3,611	4,340	- 0,830	0,405
Solvabilidade	- 1,340	0,473	- 2,830	<b>0,005</b>
Endividamento Global	1,849	1,004	1,840	<b>0,065</b>
Rotação Ativo	- 0,436	0,126	- 3,470	<b>0,001</b>
Constante	- 4,093	0,951	- 4,300	<b>0,000</b>

Observações: 17.600

**Significância Global (Prob > chi2): 0,000**

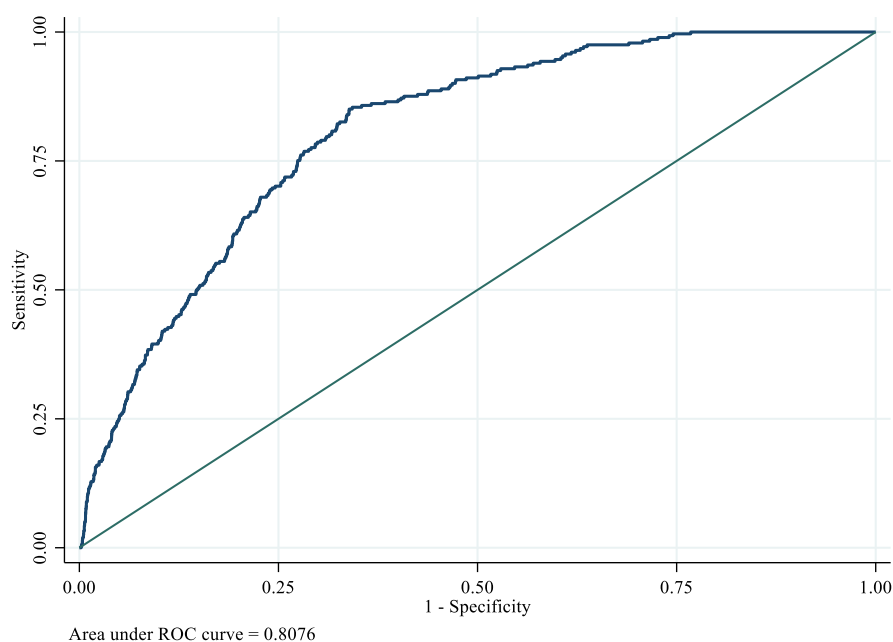
Pseudo R2 (McFadden's R2): 0,127

**Corretamente classificado: 71,87%**

A Tabela 25 apresenta os coeficientes da estimação da equação (5). A variável dependente é uma *dummy* que identifica as empresas com status se insolvente com 1, e zero caso contrário e as variáveis explicativas são todas as descritas na secção 3.2.2. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito.

Nesse contexto, e conforme pode ser observado pela análise da curva ROC, representada no Gráfico 4, a medição da área abaixo da curva indica que há uma elevada precisão na separação entre empresas solventes e insolventes. Logo, podemos dizer que o modelo apresenta um elevado desempenho preditivo de 80,76%, o qual é estatisticamente significativo ( $p=0,000$ ). O modelo geral de previsão de insolvência também apresenta uma percentagem de classificação correta de 71,87%, conforme se verifica na Tabela 25.

**Gráfico 4 - Curva ROC (Modelo Final)**



O Gráfico 4 apresenta a classificação das empresas em função do seu *status* - insolvente/solvente - com base na equação (5), estimada com recurso a um modelo Logit. As variáveis explicativas na equação (5) estão descritas no Subcapítulo 4.2.2..

Em suma, o modelo final de previsão de insolvência é o seguinte:

$$\text{Score} = -4,093 - 2,081 \text{ Rentabilidade Económica} - 3,611 \text{ Imposto/Ativo} \\ - 1,340 \text{ Solvabilidade} + 1,849 \text{ Endividamento Global} - 0,436 \text{ Rotação Ativo} \quad (6)$$

Este modelo de previsão de insolvência apresenta uma zona de *cutoff*<sup>17</sup> de 0,020, i.e., se o *score*<sup>18</sup> da equação (6) for superior a 0,020 a empresa será classificada como estando em situação iminente de insolvência. Este resultado é próximo do obtido por Ohlson (1980) de 0,038.

#### 5.4.4. TESTE DE ROBUSTEZ

Por último, e de forma a testar a robustez dos resultados obtidos nas secções anteriores, conduzimos um teste *out-of-sample*. Assim, o nosso objetivo é averiguar a capacidade preditiva do modelo tendo em conta uma subamostra da amostra inicial e a qual serviu de base ao presente estudo. Face a esta pretensão, aplicamos o modelo final de previsão de insolvência aos mesmos setores de atividade e aos mesmos países, mas cujas observações

<sup>17</sup> Em consonância com o estudo de Ohlson (1980), o ponto de *cutoff* estimado neste estudo corresponde ao ponto em que os erros tipo II são minimizados.

<sup>18</sup> A probabilidade do Score:  $Prob(Y_i = 1) = \frac{1}{1+e^{-X_i\beta}}$ .

estavam compreendidas entre os anos 2010 e 2014. A Tabela 26 apresenta os resultados e o Gráfico 5 apresenta a curva ROC para esta subamostra.

**Tabela 26 – Resultados da estimação *Out-of-Sample***

Variável dependente: Insolvente	Coef.	Std. Err.	z	P-value
Rentabilidade Económica	-3,511	1,639	-2,140	0,032
Imposto / Ativo	0,809	4,903	0,160	0,869
Solvabilidade	-1,291	0,511	-2,530	<b>0,012</b>
Endividamento Global	1,057	1,314	0,800	0,421
Rotação Ativo	-0,123	0,146	-0,840	<b>0,400</b>
Constante	-3,593	1,195	-3,010	<b>0,003</b>

Observações: 7.326

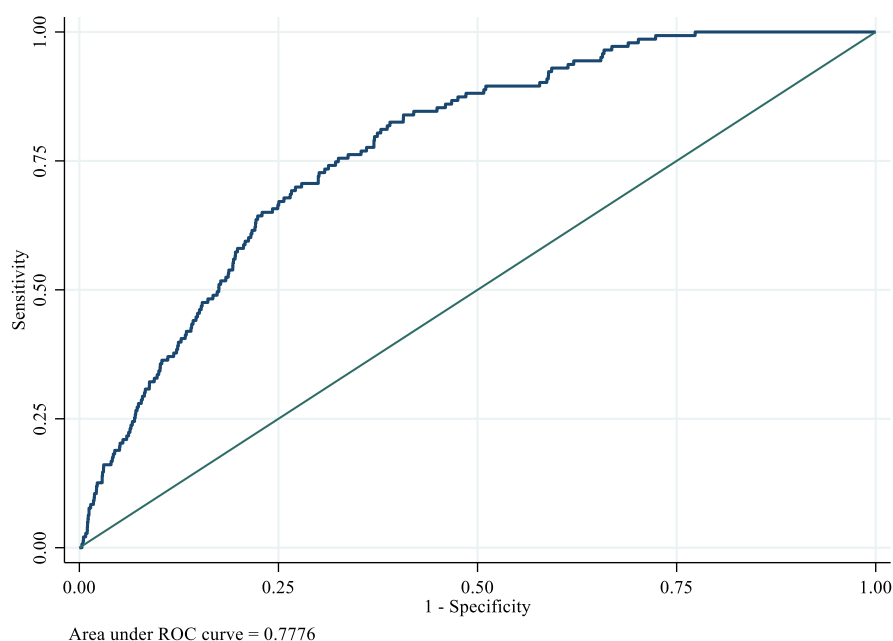
**Significância Global (Prob > chi2):0,000**

Pseudo R2 (McFadden's R2): 0,102

**Corretamente classificado: 98,05%**

A Tabela 26 apresenta os coeficientes da estimação da equação (5) usando uma subamostra compreendida entre 2010-2014. A variável dependente é uma *dummy* que identifica as empresas com status se insolvente com 1, e zero caso contrário e as variáveis explicativas são todas as descritas na secção 3.2.2. Os coeficientes estatisticamente significativos ao nível de pelo menos 10% são assinalados a negrito. A subamostra teve em consideração o período compreendido entre 2010-2014.

**Gráfico 5 - Curva ROC (análise *Out-of-Sample*)**



O Gráfico 5 apresenta a classificação das empresas em função do seu *status* - insolvente/solvente - com base na equação (5) usando uma subamostra compreendida entre 2010-2014. As variáveis explicativas na equação (5) estão descritas no Subcapítulo 4.2.2.

Conforme observado na Tabela 26 e Gráfico 5, o teste *out-of-sample* apresenta resultados consistentes com os descritos na secção anterior. Pela análise da curva ROC, representada no Gráfico 5, o modelo estimado para esta subamostra apresenta uma elevada precisão na separação entre empresas insolventes *versus* solventes de cerca de 77,76%. Os resultados apresentados na Tabela 26 reportam também uma elevadíssima taxa de classificações corretas (98,05%), e o conjunto das variáveis do modelo, no seu todo, é estatisticamente significativo ( $p=0,000$ ). Esta análise reforça a nossa expectativa de que modelo apresentado na equação (5) está bem definido e que pode ser usado em períodos futuros não correndo o risco de uma rápida desatualização, pelo menos, no médio prazo.

A Tabela 27 reporta o número de observações estimadas e observadas entre 2010-2018 incluídas na regressão da equação (5). A estimação entre 2010-2014 permitiu prever o futuro *status* das empresas entre 2015-2018. Este último teste suporta a conclusão de que o modelo final apresentado na equação (6) tem uma elevada capacidade preditiva.

**Tabela 27– Frequência das observações divididas em Função do *Status* (*Out-of-Sample*)**

<i>Status</i> (Insolvente=1)	Previsão	TOTAL
0	17.319 100%	17.319 100%
1	281 100%	281 100%
<b>TOTAL</b>	17.600 100%	17.600 100%

Esta Tabela reporta o número de observações previstas e observadas em cada grupo, em função do *status* (insolventes/solventes).

## **CAPÍTULO 6. CONCLUSÕES**

## **Principais conclusões da investigação**

Tendo por base a importância do setor metalúrgico e metalomecânico nas economias portuguesas e espanholas, mais concretamente o peso que esta indústria tem nas exportações de ambos os países, associado ao facto da probabilidade de uma empresa entrar em insolvência aumentar em função da estagnação económica dos principais países considerados como *targets* das exportações ibéricas, decidimos selecionar este setor como objeto de análise para o desenvolvimento de um modelo de previsão de insolvência. Uma outra razão que nos mobilizou está relacionada com o facto de se ter registado no período em estudo, um crescimento significativo do número de insolvências transversal a toda a economia, o qual atingiu o seu ponto máximo em 2014.

Em termos de enquadramento histórico, torna-se relevante referir que inúmeros investigadores (p.e Altman, 1968, Ohlson, 1980, entre muitos outros) têm se debruçado sobre a temática da previsibilidade de modo a prever os fenómenos relacionados com a insolvência e falência de empresas (Bellovary et al., 2007).

Neste contexto, a nossa principal pretensão com esta investigação é identificar um conjunto de variáveis consideradas determinantes na previsão de insolvência das empresas deste sector de atividade económica (metalúrgico e metalomecânico).

Consistente com o nosso objetivo, foi selecionada uma amostra, para um conjunto de 15 indicadores, compreendida entre os anos de 2010 a 2018, incluindo 1.041 PME portuguesas e 3.682 PME espanholas dos setores metalúrgico e metalomecânico.

A análise empírica percorreu várias etapas com o objetivo de se definir um modelo final que revelasse elevada capacidade preditiva da situação de insolvência.

Numa primeira etapa, e como análise preliminar, foram conduzidos os testes clássicos da Análise Discriminante Múltipla (ADM). Os resultados dessa análise preliminar foram comparados com os resultados daquela que é considerada a metodologia principal deste trabalho – a análise de regressão Logística. As variáveis selecionadas nesse processo são as seguintes: Rentabilidade Económica, Imposto / Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global e Rotação Ativo. No sentido de mitigarmos alguns problemas relacionados com a amostra ser muito desproporcional em termos de observações de empresas insolventes *versus* solventes, assim como problemas de *self-selection* que podem ocorrer quando os elementos que compõe a amostra não são aleatórios, usamos a metodologia *Propensity Score Matching*.

O comportamento do modelo final manteve-se estável após ter sido sujeito a diferentes testes de robustez, tais como: i) inclusão de novas variáveis que não foram selecionadas para o modelo final, mas que demonstraram capacidade preditiva nas diferentes análises; ii) estimação modelo final com recurso a um modelo Probit; iii) teste *out-of-sample* para aferir a capacidade do modelo quando aplicado no futuro. Em todas as regressões foram incluídas *dummies* para o país (Portugal e Espanha) e para os diferentes anos de modo a controlarmos as características específicas de cada país e os eventos ao longo do tempo que poderiam afetar e enviesar a inferência estatística.

De salientar também a capacidade preditiva do modelo final que prevê mais de 99% das observações corretamente. Este comportamento foi semelhante quando se testou o modelo para um, dois e três anos antes da situação de insolvência. Concluímos também que o modelo é estatisticamente significativo ( $p=0,000$ ) e que apresenta uma percentagem de classificação correta de 71,87%. Pelo que, podemos dizer que o modelo desenvolvido no presente estudo se encontra enquadrado com os resultados apresentados pela maioria dos estudos que tem como objetivo a previsão da insolvência empresarial, cuja capacidade preditiva varia entre 70 e 99% (Laffarga, 1999).

### **Recomendações para futuras investigações**

Com a presente investigação pretendemos contribuir para o alargamento do conhecimento empírico na área das técnicas de previsão de insolvência empresarial. No entanto, é sempre importante questionar sobre a sua exequibilidade prática e o interesse da sua implementação em futuras investigações. Considerando que os resultados obtidos na presente investigação não estão isentos de limitações e face à atual crise sanitária, julgamos que seja pertinente replicar este mesmo estudo a médio prazo no sentido de avaliar a sua capacidade preditiva. Como recomendações para futuras investigações, torna-se relevante efetuar este tipo de investigação com uma amostra mais representativa a nível mundial e em contextos temporais e macroeconómicos diferentes do selecionado. Por último, creditamos que também pode ser relevante ajustar o modelo à relação que possa existir entre variáveis qualitativas (tais como: qualificações académicas dos gestores, a competência dos gestores, a formação dos trabalhadores ou a estratégia) e a variáveis económicas, ou até mesmo, à relação possa existir face à política fiscal de cada país. Posto isto, é da nossa convicção, a pertinência destas propostas de investigação e da sua intemporalidade em contextos de incerteza dos mercados e de volatilidade constante das economias.

## **REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- ABRAHAMSE, A., & FREDERIKSLUST, R. (1975). Discriminant analysis and prediction of corporate failure. *European Finance Association – meetings held in 1975* (pp. 329-373). Amsterdam: Rankine, Graeme (Hrsg.).
- AGRESTI, A. (1996). *An introduction to categorical data analysis*. New Jersey: John Wiley and Sons.
- ALTMAN, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- ALTMAN, E. (1983). Multidimensional graphics and bankruptcy prediction: A Comment. *Journal of Accounting Research*, 21(1), 297–299.
- ALTMAN, E. (1993). Corporate distress diagnosis: comparing using linear discriminate analysis and neural networks. *Journal of Banking and Finance*, 18, 505-529.
- ALTMAN, E., & HOTCHKISS, E. (1993). *Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy. Analyze and Invest in Distressed Debt*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- ALTMAN, E., & SABATO, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the U.S. market. *Abacus*, 43(3), 332–357.
- ALTMAN, E., & SAUNDERS, A. (1998). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance*, 21, 1721 – 1742.
- ALTMAN, E., BAIDYA, T., & DIAS, L. (1979). Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de Administração de Empresas*, 19, 17-28.
- ALTMAN, E., MARGAINE, M., SCHLOSSER, M., & VERNIMMEN, P. (1974). Financial and Statistical Analysis for Commercial Loan Evaluation: A French Experience. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 9(2), 195-211.
- BACK, B., SERE, K., & VANHARANTA, H. (1996). Data mining account numbers using self-organizing maps. *Finnish Artificial Intelligence Society*, 96, 35–47.
- BANCO DE PORTUGAL. (Abril de 2012). Análise sectorial das sociedades não financeiras em Portugal 2010-2011. *Estudos da Central de Balanços*, 7.

- BANCO DE PORTUGAL. (Março de 2015). Análise sectorial da indústria metalomecânica. *Nota de Informação Estatística*, 5.
- BANCO DE PORTUGAL. (Abril de 2017). Análise sectorial da indústria metalomecânica 2011-2016. *Nota de Informação Estatística*, 32.
- BANCO DE PORTUGAL. (Maio de 2019). *Análise setorial da indústria metalomecânica 2017*. Obtido de <https://www.bportugal.pt/comunicado/nota-de-informacao-estatistica-analise-setorial-da-industria-metalomecanica-2017>.
- BARBOSA, L., & PINHO, P. (2016). Estrutura de financiamento das empresas. *Revista de Estudos Económicos - Banco de Portugal*, 2(1).
- BARROS, G. (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. (1966). Financial ratios as predictors of failures. *Empirical Research in Accounting: Selected Studies. Journal of Accounting Research*, 5, 71-102.
- BELLOVARY, J., GIACOMINO, D., & AKERS, M. (2007). A Review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial Education*, 33, 1-42.
- BLUM, M. (1974). Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1-25.
- BORITZ, E., KENNEDY, D., & ALBUQUERQUE, A. (1995). Predicting corporate failure using a neural network approach. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 4(2), 95-111.
- BOUDOUKH, J., & SAUNDERS, A. (1998). Advanced topics in market risk measurement and management. *Seminarian organized pela Stern School of Business*. New York Business.
- BREIA, A., MATA, M., & PEREIRA, V. (2014). *Análise económica e financeira*. Lisboa: Rei dos Livros.
- CAMERON, A., & TRIVERDI, P. (2005). *Microeconometrics: methods and applications*. New York: Cambridge University Press.

- CAMPELLO, M., GRAHAM, J., & HARVEY, C. (2010). The real effects of financial constraints: Evidence from a financial crisis. *Journal of Financial Economics*, 97(3), 470–487.
- CARVALHO, P. (2009). *Fundamentos da gestão de crédito: uma contribuição para o valor das organizações*. Lisboa: Edições Sílabo.
- CASEY, C., & BARTCZAK, N. (1985). Using operating cash flow data to predict financial distress: some extensions. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 384–401.
- CHARITOU, A., NEOPHYTOU, E., & CHARALAMBOUS, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465–497.
- CHEN, K., & SHIMERDA, T. (1981). An of empirical analysis useful financial ratios. *Financial Management*, 10(1), 51–60.
- CHEROBIM, A., JUNIOR, A., & RIGO, C. (2010). *Administração financeira: princípios, fundamentos e práticas brasileiras, 4.ª Edição*. Rio de Janeiro (Campus): Elsevier.
- CHIOU, J., CHENG, L., & WU, H. (2006). The determinants of working capital management. *Journal of American Academy of Business*, 10, 149-155.
- COATS, P., & FANT, L. (1993). Recognizing a neural network using. *Financial Management*, 22(3), 142–155.
- COCHRAN, W., & RUBIN, D. (1973). Controlling bias in observational studies: a review. *Sankhya-A*, 35, 417-446.
- COOK, R., & NELSON, J. (1998). A conspectus of business failure forecasting. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
- DEAKIN, E. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167–179.
- DOMENICHELLI, O. (2018). Performance, financing decisions and corporate governance of Italian medium and large private family firms. *African Journal of Business Management*, 12(19), 574-585.

- FAWCETT, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874.
- FAZZARI, S., HUBBARD, R., & PETERSEN, B. (1988). Financing constraints and corporate Investment. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1988(1), 141-206.
- FITZPATRICK, P. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. *The Certified Public Accountant*, 727-731.
- FRANZBLAU, A. (1958). *A primer of statistics for non-statisticians*. New York: Harcourt, Brace & World, Inc.
- GALLEGO, A., GÓMEZ, J., & YÁÑEZ, L. (1997). Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras. *Actualidad Financiera*, 2(5), 3-14.
- GASPAR, C. (2014). A importância da gestão de carteiras de crédito. *Inforbanca*, 100, 41-43.
- GENTRY, J., NEWBOLD, P., & WHITFORD, D. (1985). Classifying bankrupt firms with funds flow components. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 146–160.
- GILBERT, L., MENON, K., & SCHWARTZ, K. (1990). Predicting bankruptcy for firms in financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17, 161-171.
- GORDON, M. (1962). The savings, investment and valuation of the corporation. *Review of Economics and Statistics*, 44, 37-51.
- GUIMARÃES, A., & ALVES, W. (2009). Prevendo a insolvência de operadoras de planos de saúde. *Revista de Administração de Empresas - Scielo Brasil.*, 29(4), 459-471.
- GUPTA, J., WILSON, N., GREGORIOU, A., & HEALY, J. (2014). The effect of internationalization on modelling credit risk for SMEs: Evidence from UK market. *Journal of International Financial Markets Institutions & Money*, 31, 397-413.
- HAWAWINI, G., VIALLET, C., & VORA, A. (1986). Industry influence on corporate working capital decisions. *Sloan Management Review*, 27(4), 15-24.
- HAWKINS, D. (1980). *Identification of outliers. Monographs on Applied Probability and Statistics*. London: Chapman & Hall.

- HOETKER, G. (2007). The use of Logit and Probit models in strategic management research critical issues. *Strategic Management Journal*, 28, 331-343.
- HOSMER, D., & LEMESHOW, S. (2000). *Applied Logistic Regression* (2nd ed.). New York: John Wiley & Sons, Hoboken.
- JACKENDOFF, N. (1962). *A study of published industry financial and operating ratios*. Philadelphia: Temple University, Bureau of Economic and Business Research.
- JAGELS, M., & COLTMAN, M. (2004). *Hospitality management accounting* (8th ed.). New Jersey: John Wiley and Sons, Inc.
- LAFFARGA, J. (1999). Los modelos de predicción de la insolvencia empresarial: limitaciones y utilidades. *Boletín AECA - Revista de la Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas*, 48, 31-34.
- LAITINEN, E. (1991). Financial and different failure processes. *Journal of Business Finance & Accounting*, 18(5), 649–673.
- LIZARRAGA, F. (1995). Información contable y fracaso empresarial: una contrastación de los resultados univariantes de Beaver con datos del registro mercantil. *VIII Congreso AECA*, (pp. 601-618). Sevilla.
- LOUREIRO, G., & SILVA, S. (2020). The impact of cross-delisting from the U.S. on firms' financial constraints. *Journal of Business Research*, 108, 132-146.
- MARÔCO, J. (2003). *Análise estatística – com utilização do SPSS* (2.ª ed.). Lisboa: Edições Sílabo.
- MARTINHO, R., & ANTUNES, A. (2012). *Um modelo de scoring para as empresas portuguesas*. Lisboa: Relatório de Estabilidade Financeira - Banco de Portugal.
- MERWIN, C. (1942). Financing small corporations in five manufacturing industries. *National Bureau of Economic Research*, 1926–1936.
- MORGADO, A. ((1998).). Contribuição da análise discriminante na previsão do risco de insolvência financeira. *VII Jornadas de Contabilidade e Auditoria: “Século XXI: os novos contextos da globalização, contabilidade e auditoria”* . Coimbra: Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra.

- NAVARRO, M., MONTAÑO, J., & CARDOSO, S. (2003). La calidad de la información contable de las empresas fracasadas. *Boletín AECA*, 62, 24-28.
- NEVES, J. (1997). *Análise financeira: métodos e técnicas* (10.<sup>a</sup> ed.). Lisboa: Texto Editora.
- NEVES, J. (2014). *Análise e relato financeiro: Uma visão integrada de gestão*. Lisboa: Texto Editores.
- NEVES, J., & SILVA, J. (1998). *Modelos de risco de incumprimento à Segurança Social*. Lisboa: ISEG - Fundação para a Ciência e Tecnologia.
- OHLSON, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 19, 109-131.
- PEREIRA, J., DOMÍNGUEZ, M., & OCEJO, J. (2007). Modelos de previsão do fracasso empresarial: aspectos a considerar. *Revista de Estudos Politécnicos Polytechnical Studies Review 2007*, 4(7), 111-148.
- PERVAN, I., & KUVEK, T. (2013). The relative importance of financial ratios and nonfinancial variables in predicting of insolvency. *Croatian Operational Research Review*, 4, 187-197.
- PINCHE, G., EUBANK, A., MINGO, K., & CARUTHERS, J. (1975). The hierarchical classification of financial ratios. *Journal of Business Research*, 3(4), 295–310.
- PINCHE, G., MINGO, K., & CARUTHERS, J. (1973). The stability of financial patterns in industrial organizations. *The Journal of Finance*, 28, 389-396.
- PINHO, C., VALENTE, R., MADALENO, M., & VIEIRA, E. (2011). *Risco de crédito*. Lisboa: Edições Sílabo.
- PLATT, H. (1985). *Why companies fail: strategies for detecting avoiding and profiting from bankruptcy*. Massachusetts: Lexington Books.
- ROSENBAUM, P., & RUBIN, D. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55.
- SAGE, P. (2015). *Extension chapters on advanced techniques*. Obtido de Discriminant Analysis:<https://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:rWq9ynQWKn>

EJ:<https://www.researchgate.net/file.PostFileLoader.html%3Fid%3D548f502ed11b8b793c8b45bc%26assetKey%3DAS%253A273652862>

- SHEIKH, N. (2016). Impact of CEO and Executive Compensation on Performance of Takaful: Evidence from Pakistan. *Pakistan Journal of Islamic Research*, 17(2), 103-109.
- SMITH, R., & WINAKOR, A. (1935). Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations. *Urbana, Bureau of Business Research, University of Illinois*.
- SOMOZA, L., & VALLVERDÚ, J. (2003 ). Un modelo de predicción de la insolvencia empresarial basado en variables financieras. Su aplicación al caso textil Catalán (1994-1997). *Revista de Contabilidad*, 6(11), 173-191.
- SOUSA, J., & OLIVEIRA, I. (2014). As variáveis de previsão da falência nas empresas portuguesas de vestuário, couro e produtos de couro. *Revista Portuguesa e Brasileira de Gestão*, 13(1), 62-73.
- STATISTA. (13 de Dezembro de 2020). *Estadísticas y datos de mercado sobre la metalurgia y la electrónica*. Obtido de <https://es.statista.com/sectores/1179/metalurgia-y-electronica/>
- TAFFLER, R. (1982). Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data. *Journal of the Royal Statistical Society*, 145(3), 342–358.
- TAFFLER, R., & TISSHAW, H. (1977). Going, going, gone – four factors which predict. *Accountancy*, 88(1003), 50-54.
- TAMARI, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management International Review*, 6(4), 15–21.
- TORRES, C. (2012). La Competitividad de las industrias metalúrgica y de productos metálicos en España. *Observatorio Industrial del Sector del Metal*, 385, 47-58.
- TRIGO, F. (1990). *Técnicas actuales de análisis contable: evaluación de la solvencia empresarial*. Madrid: Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas. Ministerio de Hacienda. Centro de Publicaciones.

- WANG, Z., GUO, X., JIA, L., & DING, Y. (2013). Improved synchronous light scattering method for measuring baker's yeast biomass using thickened suspensions. *World Journal of Microbiology and Biotechnology*, 29, 1531–1536.
- WEINRAUB, H., & VISSCHER, S. (1998). Industry practice relating to aggressive conservative working capital policies. *Journal of Financial and Strategic Decision*, 11, 11-18.
- XAVIER, G. (2015). Caraterização das empresas Portuguesas do setor exportador - setor da indústria metalomecânica. 5.<sup>a</sup> Conferência da Central de Balanços. Lisboa: Banco de Portugal.
- ZAVGREN, C. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- ZMIJWESKI, M. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.
- ZURADA, J., FOSTER, B., WARD, T., & BARKER, R. (1999). Neural networks versus Logit Regression Model for predicting financial distress response variables. *Journal of Applied Business Research*, 15(1), 21-30.

## APÊNDICES

**Tabela A – Definição dos CAE usados neste estudo**

CAE	Designação
24	Indústrias metalúrgicas de base
25	Fabricação de produtos metálicos, exceto máquinas e equipamentos
26	Fabricação de equipamentos informáticos, equipamento para comunicações e produtos eletrónicos
27	Fabricação de equipamento elétrico
28	Fabricação de máquinas e de equipamentos, n.e.
29	Fabricação de veículos automóveis, reboques, semi-reboques e componentes para veículos
30	Fabricação de outro equipamento de transporte
31	Fabricação de mobiliário e de colchões
32	Outras indústrias transformadoras
33	Reparação, manutenção e instalação de máquinas e equipamentos
383	Valorização de materiais

Esta Tabela apresenta os CAE usados no processo de recolha da nossa amostra e respetiva definição.

**Tabela B - Estat classification**

Variáveis	Insolvente	Solvente
Liquidez	- 0,549	- 0,532
Fundo Maneio / Ativo	31,914	31,688
Rotação do Ativo	5,857	5,157
Solvabilidade	3,815	4,062
Endividamento Global	54,108	60,311
Rentabilidade Capitais próprios	- 7,046	- 7,846
Imposto / Ativo	- 47,376	- 45,793
Endividamento Curto Prazo	3,417	3,460
Rentabilidade Operacional Vendas	24,502	22,058
Rentabilidade Operacional Ativo	87,333	98,382
Cobertura do Ativo	- 12,346	- 23,684
Custo Financiamento Alheio	- 1,093	- 0,884
Rentabilidade Económica	- 67,946	- 68,675
Dimensão	18,277	18,209
Idade	0,230	0,255
_Constante	- 106,530	- 110,278

A Tabela acima, denominada por *estat classification*, apresenta a estimação do peso de cada variável na função discriminante consoante o grupo (insolvente/saudável). As variáveis são as seguintes: Liquidez, Fundo Maneio / Ativo, Rotação do Ativo, Solvabilidade, Endividamento Global, Rentabilidade do Capitais Próprios, Imposto / Ativo, Endividamento de Curto Prazo, Rentabilidade Operacional das Vendas, Rentabilidade Operacional do Ativo, Cobertura do Ativo, Custo do Financiamento Alheio, Rentabilidade Económica e Dimensão. Todas as variáveis estão descritas no Subcapítulo 4.2.2..