

António Pedro Panão Girão

PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA NAS PME

O setor das empresas comercializadoras de materiais de
construção

julho de 2015



UNIVERSIDADE DE COIMBRA



FEUC FACULDADE DE ECONOMIA
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

António Pedro Panão Girão

Previsão de Insolvência nas PME

O setor das empresas comercializadoras de materiais de
construção

Dissertação de Mestrado em Gestão

apresentada à Faculdade de Economia da Universidade de Coimbra para obtenção
do grau de Mestre

Orientador: Prof. Doutor Paulo Miguel Gama

Coimbra, 2015

À minha mulher Helena, aos meus pais António e Lurdes, ao meu irmão Jorge e
aos meus sogros João e Helena

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar à minha mulher, aos meus pais, ao meu irmão e aos meus sogros pelo apoio e força que me deram para concluir este trabalho.

Em segundo lugar gostaria de agradecer aos meus amigos (Cristina Carvalho, Cristina Soares, Patrícia Romeiro, Sérgio Simões, João Sampaio...) pelo apoio, ajuda e sugestões para o trabalho. Ao meu afilhado Tomás também o meu agradecimento pelo tempo em que me ausentei.

Gostaria de agradecer à Informa D&B, na pessoa do Dr. Rodrigo Bernardo, por me ter facultado o acesso aos dados financeiros das empresas que constituíram a amostra do meu trabalho.

Por último, mas não em último, agradecer também ao meu orientador pelas críticas e sugestões que enriqueceram, em muito, o meu trabalho.

Só fui à falência duas vezes. A primeira, quando perdi uma causa. A
segunda, quando a ganhei.

Voltaire

A bondade é o único investimento que nunca vai à falência.

Henry Thoreau

RESUMO

A insolvência das empresas é algo traumático para todos os interessados na empresa, quer sejam trabalhadores, fornecedores, Estado, proprietários e até mesmo clientes.

Em tempos de crise e com a diminuição da atividade económica a mortalidade empresarial tendencialmente aumenta. Assim sendo, urge encontrar mecanismos que possam reduzir o impacto financeiro nos vários agentes com interesse na empresa. Este trabalho baseia-se em trabalhos precedentes em que sugerem que o processo degenerativo dos indicadores económico-financeiros é lento e detetável com antecipação, sendo que pode ser corrigido, caso detetado, ou minimizado nos efeitos colaterais nos agentes interessados na empresa. A investigação centra-se em PME do setor de atividade do comércio de materiais de construção civil – CAE 46732 (Comércio por grosso de materiais de construção (excepto madeira) e equipamento sanitário) e 47523 (Comércio a retalho de material de bricolage, equipamento sanitário, ladrilhos e materiais similares, em estabelecimentos especializados).

Foi criado um modelo de previsão a dois anos a partir da análise 29 rácios financeiros. Foram escolhidos 26 rácios financeiros que constituíram modelos de autores referenciados no trabalho e a estes juntaram-se 3 rácios relacionados com a temática do crédito comercial, com a finalidade de aferir se estes rácios são preditores de insolvência e se o crédito comercial pode ser preditor de uma possível insolvência.

Foi feita também a análise para em dois períodos distintos – empresas que entraram em insolvência no ano de 2008 e empresas que entraram em insolvência no ano 2014. O objetivo de analisar estes dois períodos foi o de verificar se o modelo é replicável em períodos de crescimento da atividade económica (no ano 2008) e em períodos de recessão (2014). A amostra foi constituída por 12 empresas que pediram insolvência no ano 2008 e por 20 no

ano 2014. Visto que a metodologia utilizada foi a da Análise Multivariada Discriminante, foi constituída uma segunda amostra de teste constituída aleatoriamente pelo mesmo número de empresas. O modelo encontrado para o ano 2014 teve uma capacidade preditiva geral de 90% a dois anos antes da insolvência. O modelo proposto para o ano 2008 teve uma capacidade preditiva de 100% nos dois anos anteriores ao da insolvência.

O trabalho faz uma breve sumula de alguns estudos já realizados na área da Previsão da Insolvência e do Crédito Comercial.

Esta investigação pretende contribuir para que os interessados neste sector, empresas comercializadoras de materiais de construção civil, tenham uma ferramenta que permita antecipar uma falência e minimizar o seu impacto.

Palavras-chave: Insolvência, Previsão de Insolvência, Crédito Comercial, Análise Multivariada Discriminante, PME

ABSTRACT

Business bankruptcy is a traumatic event for the stakeholders at any business, being them workers, providers, the national State, their owners or even their customers.

In a time of crisis, and bearing in mind the decreasing of economic activity, the mortality among businesses tends to grow.

Having this said, it is urgent to find mechanisms that can enable the financial impact among those referred stakeholders.

The present study has its base in precedent studies already released, that suggest that the degenerative process of economic and financial indicators is a slow one, and that we can detect it with anticipation, and so it can be corrected (if detected) or minimized, in what concerns the collateral effects among the business stakeholders.

For the purpose of the present study, were considered the SME (small and medium enterprises) within the Construction Materials Retail Commerce/Wholesale sector, namely the ones classified on 46.73 Wholesale of wood, construction materials and sanitary equipment (corresponding to Portuguese “CAE 46732”) and 47.52 Retail sale of hardware, paints and glass in specialized stores (corresponding to Portuguese “CAE 47523”), according to the Statistical Classification of Economic Activities in the European Community – Rev. 2, 2008.

It was intended, as main objective of this study, to develop a model to preview two years before of a bankruptcy, having as a basis the analysis of 29 ratios. 26 ratios were chosen by the models referenced at this work. The other 3 ratios are related with the theme trade credit, with the goal to asses if the trade credit can be a predictor of a bankruptcy.

It was also studied a two period range of data: businesses that were declared bankrupt in 2008 and in 2014.

Our goal in establishing these two periods of analysis, was to verify if the established model of study is valid among a period of economic growth (2008) and also among a period of economic recession (2014).

The sample analyzed was constituted by 12 companies stated as bankrupt in 2008 and 20 stated bankrupt in 2014. It was used the statistical method of MDA – Multiple Discriminant Analysis, and for its purpose it was constituted a second test random sample, with the same number of businesses for 2008 and 2014. The model founded for year 2014 had a predictive ability of 90% during the two years prior of bankruptcy. The model founded for year 2008 had a predictive ability of 100% during two years before of bankruptcy.

Within the present study, it was also explored a short summary of early studies, within the theme of bankruptcy prediction and trade credit, regarding their theoretical contributes and models already tested.

It is intended that the present study can contribute as a tool that allows to anticipate business bankruptcy and minimize its impact, for anyone interested in this theme or sector of economic activity, companies that sell construction materials.

Keywords: bankruptcy; bankruptcy prediction; trade credit; Multiple Discriminant Analysis; SME.

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AD – Análise Discriminante

CAE – Código das Atividades Económicas

CMVMC – Custo das Mercadorias Vendidas e das Matérias Consumidas

DFC – Demonstração dos Fluxos de Caixa

EBIT – Resultados operacionais (*earnings before interest and taxes*)

EBITDA – Resultados antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações
(*earnings before interest, taxes, depreciations and amortizations*)

IES – Informação Empresarial Simplificada

INE – Instituto Nacional de Estatística

MPME – Micro, Pequenas e Médias Empresas

PIB – Produto Interno Bruto

PME – Pequenas e Médias Empresas

VAB – Valor Acrescentado Bruto

LISTA DE TABELAS, QUADROS E FIGURAS

Figura 1 - Processo de insolvência	9
Figura 2 – Etapas do processo de insolvência	10
Gráfico 1 - Evolução Trimestral dos processos de insolvência	13
Gráfico 2 - Evolução do PIB e do número de falências de empresas	55
Tabela 1 – Dados do Setor.....	52
Tabela 2 – Rácios Financeiros	58
Tabela 3 - Rácios médios, desvios-padrão e teste t das duas subamostras do ano 2014	66
Tabela 4 - Rácios médios, desvios-padrão e teste t das duas subamostras do ano 2008.....	67
Tabela 5 - Resultados para a amostra 2014 do Teste Shapiro-Wilk	70
Tabela 6 - Matriz de Correlação para a amostra 2014	71
Tabela 7 – Teste Qui-Quadrado para a amostra 2014	72
Tabela 8 – Valores médios dos grupos e ponto de separação, 2014.....	74
Tabela 9 - Resultados da Classificação, 2014	74
Tabela 10 - Três classes de Risco, 2014	75
Tabela 11 - Resultados do modelo de 2014 com a introdução de uma zona de incerteza.....	75
Tabela 12 - Resultados para a amostra 2008 do Teste Shapiro-Wilk	77
Tabela 13 - Matriz de Correlação para a amostra 2008	78
Tabela 14 - Teste Qui-Quadrado para amostra 2008.....	78
Tabela 15 - Valores médios dos grupos e ponto de separação, 2008	79
Tabela 16 - Resultados da Classificação, 2008	80
Tabela 17 – Três classes de Risco, 2008.....	80
Tabela 18 - Resultados do modelo de 2008 com a introdução de uma zona de incerteza.....	81

Tabela 19 – Aplicação dos Modelos a amostras cruzadas.....	83
Tabela 20 – Teste a empresas fora da amostra.....	84
Tabela 21 – Resultados dos Modelos aplicados ao ano n-1	84

SUMÁRIO

I.	INTRODUÇÃO	1
II.	REVISÃO DE LITERATURA	5
II.1.	INSOLVÊNCIA – CONCEITO E CUSTOS	5
II.1.a)	<i>Conceito e Evolução Histórica</i>	5
II.1.b)	<i>Custos da Insolvência</i>	13
II.2.	MÉTODOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA	16
II.2.a)	<i>MÉTODOS EM DADOS EXCLUSIVAMENTE FINANCEIROS</i>	21
	Análise Univariada	21
	Análise Discriminante Multivariada	23
	MODELO LOGIT	27
	MODELO PROBIT	29
II.2.b)	<i>MODELOS INTERATIVOS</i>	30
	Redes Neurais Artificiais	30
	MÉTODO DATA ENVELOPMENT ANALYSIS	32
II.2.c)	<i>MODELOS BASEADOS EM DADOS NÃO EXCLUSIVAMENTE FINANCEIROS</i>	33
II.2.d)	<i>Estudo da Previsão de Insolvência em Portugal</i>	34
II.3.	CRÉDITO COMERCIAL	40
III.	METODO DE INVESTIGAÇÃO	47
III.1.	DEFINIÇÃO DO MODELO	47
III.2.	AMOSTRA	51
III.3.	VARIÁVEIS DO MODELO	57
IV.	RESULTADOS	65
IV.1.	ANÁLISE UNIVARIADA	65
IV.2.	ANÁLISE MULTIVARIADA	68
IV.3.	TESTES AOS MODELOS <i>OUT-OF-SAMPLE</i>	82
V.	CONCLUSÃO	87
VI.	BIBLIOGRAFIA	93

I. INTRODUÇÃO

Em Portugal, no ano de 2014, entraram em insolvência 4019 empresas. Por setor, a Construção, Serviços e Retalho representaram, respetivamente, 27%, 18% e 17% do total das insolvências do ano de 2014¹. Em 2008, o número de insolvências era menos de um quinto do que se verificou no ano 2014. Desde 2008 que o número de insolvências aumenta de uma forma continuada.

Muitas destas empresas foram Micro, Pequenas e Médias Empresas (MPME), não só porque são a maioria das empresas do tecido empresarial português, bem como foram as mais expostas à crise que assolou o país nos últimos anos.

Devido à caracterização do setor empresarial português, constituído em 99,9% por estas empresas, sendo que as mesmas representaram 78,1% do emprego total e 57,6% do volume de negócios do país, o foco escolhido para a presente investigação, foram MPME². Relativamente ao setor em estudo – Comércio de Materiais de Construção Civil – a sua escolha relaciona-se com a minha atividade profissional e também com o facto de ser um setor especialmente afetado pela crise no setor da Construção, uma vez que se encontra a montante na cadeia de fornecimento.

Existem vários estudos empíricos sobre a previsão da insolvência mas nenhum aplicado a este setor de atividade; outro facto potencialmente inovador deste trabalho reside em apresentar dois períodos de análise: 2008, ano final de um período em que a economia portuguesa se expandiu, e 2014, ano em que, estatisticamente, terminou um período de recessão económica. Espera-se que os dois modelos sejam distintos nas variáveis de forma a melhorar a capacidade preditiva dos mesmos.

¹ Dados do comunicado de imprensa “COSEC Insolvências 2014”.

² Dados de 2012, INE.

Com a análise destes dois períodos pretende-se verificar se um modelo de previsão de insolvência pode ser aplicado em anos de recessão e em anos de expansão económica ou se teremos que adaptar o modelo consoante o comportamento da economia. Os modelos desenvolvidos terão como variáveis independentes rácios económico-financeiros obtidos através dos Balanços e das Demonstrações de Resultados das empresas que fizeram parte das amostras estudadas.

Também foram introduzidos no modelo algumas variáveis relacionadas com a temática do crédito comercial e de que forma prazos de pagamento ou de recebimento longos, ou curtos, podem ser indutores de insolvências de empresas.

Esse modelo poderá ser útil aos gestores das empresas do setor em análise, de forma a preverem antecipadamente situações de insolvência e poderem corrigir uma eventual trajetória da empresa e ainda evitar ou minimizar as perdas para os seus acionistas, fornecedores, clientes e trabalhadores.

Os gestores também poderão usar este modelo como ferramenta que permite comparar o seu desempenho financeiro com os valores de outras empresas concorrentes através de um determinada ordenação de pontuação de risco que eventualmente pretendam construir, utilizando este modelo.

Para os gestores das empresas fornecedoras deste mercado, o modelo desenvolvido neste trabalho, poderá ser uma ferramenta de controlo do risco de perda potencial relacionada com o crédito comercial atribuído a clientes deste setor.

Também para empresas que tenham empresas deste setor como fornecedoras da sua atividade poderão aferir se um determinado fornecedor poderá entrar em insolvência e iniciar um processo de substituição de fornecedores para evitar quebras de fornecimento de materiais.

O modelo de previsão de insolvência a determinar, objetivo do presente trabalho, que deve variar consoante o ambiente económico do país for de recessão ou de crescimento do Produto Interno Bruto, deverá ser capaz de prever a insolvência a dois anos da mesma ocorrer.

Aplicado às amostras de empresas que serviram de base à construção do modelo, o modelo determinado classificou corretamente, com uma antecipação de dois anos ao da insolvência, 90% das empresas em ano de recessão e 100% das empresas em ano de crescimento.

Quando aplicado a empresas fora da amostra base, o modelo classificou corretamente 88% das empresas.

O presente estudo encontra-se dividido em 5 capítulos. Os primeiros capítulos pretendem fazer o enquadramento da problemática da insolvência e do crédito comercial, justificando e definindo teoricamente os conceitos bem como apresentando uma breve revisão de literatura e do estado da arte. Os restantes capítulos abordam o modelo propriamente dito, nomeadamente a metodologia utilizada, a apresentação dos resultados e as conclusões do estudo realizado com base no modelo.

Assim, no primeiro capítulo apresenta-se uma breve introdução ao tema e oportunidade do tema.

No capítulo II é feita uma revisão de literatura sobre o “estado da arte”. Abordar-se-á o tema da insolvência através de uma resenha histórica e evolução da abordagem jurídica do conceito, bem como uma abordagem sobre os custos de insolvência. É também apresentada uma revisão de literatura sobre o tema da previsão da insolvência, referenciada por técnicas estatísticas. Será dada especial relevância à capacidade preditiva dos vários modelos referenciados bem como às variáveis que fizeram parte dos vários modelos. O primeiro estudo a ser referenciado será o do Bureau of Business Research (1930), visto que é considerado o primeiro estudo sobre a temática, sem esquecer o contributo dado por Altman (1968), que investigou o tema através da análise discriminante multivariada. Também neste capítulo é apresentada uma súmula de estudos sobre o tema realizados em Portugal. Por fim, será abordada a temática do crédito comercial e de que forma a literatura relaciona este tema com a insolvência de empresas.

No capítulo III define-se a metodologia a adotar para desenvolver o modelo. Para definir o modelo ir-se-ão ter em consideração alguns *rankings* de metodologias e a capacidade preditiva dos mesmos. Também nesta parte do trabalho descreveremos a amostra de empresas bem como a justificação de analisar dois períodos. Ainda apresentamos as variáveis que irão ser estudadas e os resultados expectáveis de cada variável antes da construção do modelo.

No capítulo IV serão construídos os modelos Discriminantes Univariados e Multivariados para cada uma das amostras: amostra construída num ambiente económico de expansão; e outra constituída por empresas que entraram em insolvência em ambiente de recessão económica e é feita uma análise e discussão dos resultados dos modelos propostos e comparam-se os resultados através da capacidade preditiva dos modelos. Nesta parte do trabalho também se aplicam os vários modelos à uma amostra aleatória de empresas externas às amostras utilizadas para a construção do modelo.

O capítulo V servirá de para apresentar as conclusões do trabalho e algumas linhas de investigação que poderão ser seguidas no futuro.

Por ultimo, o capítulo VI serão referenciadas as obras consultadas para a realizar o presente trabalho.

Com o presente trabalho pretende-se detetar, a dois anos do ano da ocorrência, os sintomas que poderão indiciar uma insolvência.

Apesar de existirem vários conceitos de insolvência, iremos abordar esta temática no capítulo II, no presente trabalho o modelo será construído tendo em conta o conceito jurídico, em que se considera o ano da insolvência aquele em que a empresa, ou alguém com créditos sobre a empresa, solicita a insolvência junto de um tribunal.

Apesar de ser um assunto estudado desde 1930, e de existirem bastantes estudos posteriores, continua a ser objeto de estudo e de atualidade, sobretudo no período de recessão que vivemos em Portugal.

II. REVISÃO DE LITERATURA

O presente capítulo procura apresentar uma série de contributos que já foram dados por de vários autores sobre a temática da previsão de insolvência de empresas e enquadrar a mesma através de alguns conceitos prévios. Primeiramente, iremos abordar, historicamente e conceptualmente, a insolvência e de abordagens à temática da insolvência através da análise dos custos de insolvência para a empresa. Numa segunda parte, aprofundaremos as várias metodologias de previsão de insolvência tendo em conta literatura publicada. Na última parte do capítulo, abordaremos de que forma alguns autores relacionam a temática do crédito comercial com a probabilidade de insolvência.

II.1. Insolvência – conceito e custos

II.1.a) Conceito e Evolução Histórica

São vários os conceitos de insolvência: legal, económica, empresarial, casual, culposa, fraudulenta... Neste ponto do presente trabalho, são apresentadas algumas definições para a palavra “insolvência”.

Iniciamos contudo com uma pequena resenha histórica do conceito de insolvência e diferenciando os conceitos de falência, insolvência e bancarrota.

O dicionário *on-line* da língua portuguesa Priberam define “insolvência” como *a qualidade do que ou da pessoa que não tem com que pagar o que deve*³. Por sua vez, define “falência” como *um erro, omissão e falta; uma quebra comercial; e uma suspensão de pagamentos*. Já no que diz a “bancarrota” trata-se de *uma quebra fraudulenta; falência comercial, quebra ou falência; cessação de pagamentos por parte de um negociante ou de uma casa comercial; ou da suspensão do pagamento dos juros da dívida pública e de outros encargos de uma nação*.

³ <http://www.priberam.pt>, consultado em 31/03/2015

Nestas três definições, apesar de se tratarem de três palavras que se podem considerar comumente sinónimas, verifica-se que bancarrota e falência têm um carácter mais mercantilista, e insolvência um carácter mais genérico. No entanto, como iremos verificar mais adiante, a legislação portuguesa adotou o termo insolvência, como termo jurídico de referência.

Feita a distinção dos termos, podemos verificar que ao longo da história os vários conceitos foram convivendo, sendo que o seu significado tinha sempre um ponto em comum – a incapacidade de alguém, considerando o conceito jurídico lato de pessoa, pagar as suas dívidas.

Uma primeira vez que surge o conceito de falência – *fallente e fallens* – é no Direito Romano, sendo que, qualquer devedor, fosse de uma dívida civil ou de uma dívida comercial, deveria saldar as suas dívidas no prazo de 60 dias após o seu vencimento (Cordeiro, 2013). Caso tal não se verificasse, os devedores tornar-se-iam escravos e seriam vendidos e o dinheiro arrecadado serviria para pagar as dívidas aos credores. Caso não fossem vendidos, os credores teriam o direito a matar, ficando desta forma a dívida saldada. Ou seja, no Direito Romano, a pessoa falida não respondia com o seu património, mas sim pela sua própria pessoa e com a sua vida.

Correia (1977) refere que, nos primórdios da nacionalidade, e ainda no tempo da reconquista, o não pagamento de dívidas civis tinha associada uma pena restritiva da liberdade (normalmente, servidão ou prisão) e uma pena infame (a flagelação pública e a exposição pública no pelourinho do devedor, eram disso exemplo). Ainda na Idade Média, as Ordenações Afonsinas excluía a prisão como pena aplicável às dívidas, sendo que apenas as dívidas não pagas maliciosamente (expressão utilizada pelo autor), seriam resolvidas com cadeia⁴. As dívidas deveriam ser pagas com os bens do devedor e a pena de morte por dívidas foi abolida.

⁴ As Ordenações Afonsinas, ou Código Afonsino, são concluídas durante o reinado de D. Afonso V (reinado entre 1438-1481) em 1449 e tratam-se de um primeiro compêndio de leis escritas que se aplicam no Reino de Portugal.

As Ordenações Manuelinas (Correia, 1977) mantiveram para os casos de dívidas, as punições das Ordenações Afonsinas⁵. Com as Ordenações Filipinas foi criado pela primeira vez um processo específico para dívidas, que determina a apreensão do património do devedor, habilitação de credores, o julgamento sumário dos créditos por um juiz e um acordo entre credores e devedor⁶. No caso de o devedor ser oriundo de famílias nobres, também era determinada a perda imediata dos títulos nobiliários.

Com a Restauração da Independência em 1640, novas leis foram sendo publicadas, no entanto, sobre este assunto pouco se evoluiu. Em novembro de 1756, um ano após o terramoto de Lisboa de 1755, são publicados os primeiros Alvarás (Correia, 1977). Estes documentos legislativos são inovadores a nível europeu e, pela primeira vez, é criado um processo exclusivamente mercantil, julgado em juízo comercial e utilizada a palavra «falência». Nesta época, sob a governação do Marquês de Pombal e do Rei D. José I, são reformadas várias leis e atribuída importância aos temas de comércio⁷. Estes Alvarás seriam mais tarde a génese do futuro Código Comercial.

Em 1888 surge o Código Comercial (Correia, 1977), que tinha um livro dedicado às Falências (livro quarto). Em 1899, onze anos mais tarde, é publicado o Código das Falências e seis anos mais tarde este Código seria incorporado no Código do Processo Comercial. Em 1935, seria criado de novo um Código das Falências autónomo. Quatro anos depois, voltaria a perder essa autonomia para ser incorporado noutra código – o Código do Processo Civil. Todos estes códigos e respetivas revisões tiveram sempre em conta que a responsabilidade das dívidas do empresário, ou mercadores, se limitava ao património do devedor.

⁵ As Ordenações Manuelinas são as sucessoras das Ordenações Afonsinas e são consideradas as primeiras leis impressas do país. São publicadas em 1512 ou 1513 sob o reinado de D. Manuel I (reinado entre 1495-1521).

⁶ As Ordenações Filipinas, ou Código Filipino, são as sucessoras das Ordenações Manuelinas vigoraram em Portugal durante o domínio castelhano. São publicadas em 1603 sob o reinado de D. Filipe II de Portugal (reinado entre 1598-1621).

⁷ Foi em 1759 que foi fundada a Escola Aula de Comércio por ordem do Marquês de Pombal. Esta escola é considerada a primeira escola técnica da área mercantil e tinha como objetivo corrigir os saberes deficientes dos mercadores portugueses.

Outro facto a ter em conta, é que a falência implicaria o fecho da atividade comercial do devedor.

Em 1961, com a revisão do Código Civil, foram pela primeira vez introduzidos mecanismos que tinham como objetivo prevenir a falência e o encerramento de atividades - a concordata e o acordo de credores⁸.

A partir da 1976, com as alterações do Código Civil, foi-se incentivando a recuperação das empresas e a reversibilidade da falência. O foco passou a ser colocado em acordos entre o devedor, os credores e o Estado. Com estas alterações começaram a ser introduzidas no léxico jurídico português as palavras “insolvência” e “insolvente”. Em 1986 foi novamente alterada a legislação, no sentido de dar protagonismo aos credores, passando a ser estes, em primeira instância, a decidir sobre o futuro da empresa. Nesta alteração, a legalidade dos procedimentos do processo de falência passou a estar sob a responsabilidade de um tribunal, surgindo pela primeira vez, as figuras do Administrador Judicial e da Comissão de Credores.

Em 1993 surge de novo um código autónomo, o Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência. A ênfase deste código voltou a estar na recuperação da empresa. Em 1998 foi instituído o Procedimento Extrajudicial de Conciliação de empresas. O objetivo deste procedimento era facilitar o acordo entre credores e devedores em situação difícil, de forma a permitir a recuperação de empresas em situação de insolvência.

Em 2004 surge um novo código que revoga o anterior, o Código da Insolvência e Recuperação de Empresas. Este código tem o seu foco na recuperação das empresas e centraliza a decisão na vontade dos credores. Com a implementação deste instrumento legislativo, a palavra insolvência passou a ser o termo jurídico usado, sendo que o termo falência deixou de ser utilizado. À semelhança do Procedimento Extrajudicial de Conciliação, também foi criado um novo Processo Especial de Revitalização em 2012, cujo objetivo é o de permitir

⁸ Estes mecanismos acabaram por ter efeito prático reduzido, pois o processo de falência continuou a ser um processo de encerramento de empresas.

um acordo parcial de credores por forma a permitir uma viabilização da empresa em situação financeira difícil.

O SIREVE, Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial, criado em 2012, é um mecanismo totalmente focado na recuperação de empresas em situação económico-financeira difícil e, genericamente, foca-se num acordo de credores que represente mais de 50% do valor do total das dívidas. Este mecanismo diferencia-se do Processo Especial de Revitalização pelo facto de ser um acordo Extrajudicial, sendo gerido o processo pelo IAPMEI – Agência para a Competitividade e Inovação.

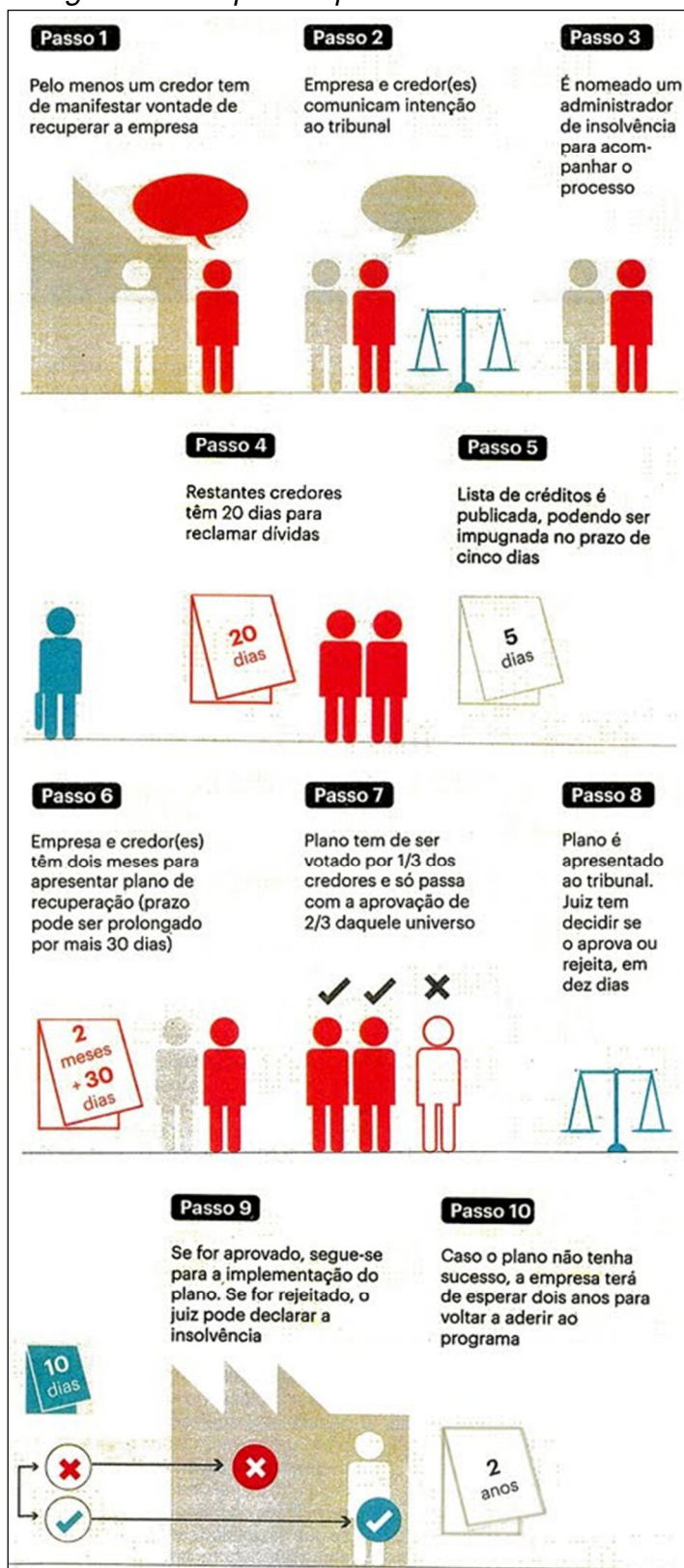
Não se pretendendo aqui descrever exaustivamente o processo de insolvência, passamos a apresentar dois gráficos (Figura 1 e Figura 2) explicativos do processo falimentar em Portugal – Processo de Insolvência, Revitalizar e SIREVE.

Figura 1 - Processo de insolvência



(Fonte: www.publico.pt, consultada a 17 de maio de 2015)

Figura 2 – Etapas do processo de insolvência



(Fonte: www.publico.pt, consultada a 17 de maio de 2015)

Passamos a apresentar algumas definições relativamente aos vários tipos de conceitos de insolvência, uma vez que a determinação do conceito que se utiliza para determinar os modelos de previsão de insolvência, é de extrema importância, sendo que a adoção de determinado conceito em detrimento de outro, implica normalmente que o momento de insolvência altere⁹.

Um dos conceitos a considerar é o de insolvência jurídica. Desta forma, o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas, no seu artigo terceiro, considera que se encontra em situação de insolvência, o devedor que esteja impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas e as pessoas coletivas que tenham um passivo manifestamente superior ao seu ativo. O mesmo Código, define a situação económica difícil, como aquela em que o devedor enfrenta dificuldade séria para cumprir pontualmente as suas obrigações, quer seja por falta de liquidez, quer seja por dificuldade em obter crédito.

A insolvência jurídica é a mais fácil de definir, pois está tipificada na Lei e é mais fácil de determinar a data da insolvência, sendo que a maioria das empresas de centrais de balanços utiliza este conceito como forma de qualificar as empresas insolventes. Visto que a grande maioria dos trabalhos nesta área acaba por consultar centrais de balanços genericamente, o momento para definir a insolvência acaba por ser a data da insolvência jurídica.

Também juridicamente se define o conceito de insolvência técnica. O Artigo 35º do Código das Sociedades Comerciais determina que sempre que uma sociedade verifique que metade do seu capital social se encontra perdido, ou seja, a soma das partes que constituem o capital próprio da empresa seja inferior à metade do valor do capital social, deve a gerência convocar uma assembleia para tomar as medidas convenientes: dissolução da sociedade, entradas dos sócios para cobertura do capital, ou redução do capital social.

Altman e Sabato (2005) e Bhimani *et al.* (2010) distinguem insolvência financeira de insolvência económica. A insolvência económica acontece quando a rendibilidade do capital investido é inferior ao seu custo de oportunidade. Se esta

⁹ A partir deste ponto será usado o conceito de insolvência de uma forma lata, não o distinguindo de bancarrota ou de falência.

situação se prolongar e não for corrigida, as receitas irão ser cada vez menores em relação às despesas e conduzirão a resultados negativos. Serão sentidas dificuldades de tesouraria na empresa e os resultados negativos acumulados tenderão a diminuir o património líquido da empresa. A esta dificuldade em cumprir sistematicamente os compromissos financeiros, designa-se de insolvência financeira.

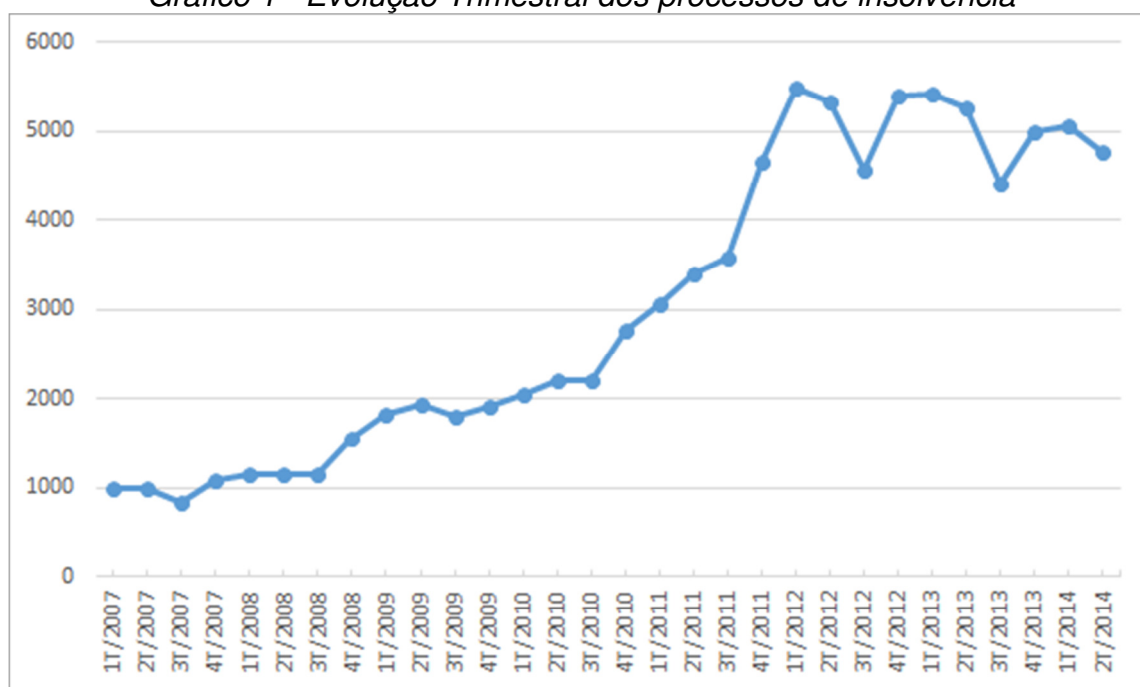
Relativamente aos estudos publicados sobre o tema da Previsão de Insolvência, o momento em que se define a insolvência e qual o conceito de insolvência utilizado também é importante.

Para Beaver (1966) insolvência é o momento em que a empresa deixa de pagar aos credores, passando a existir de contas bancárias a descoberto, o não pagamento de dividendos respeitantes a ações preferenciais, ou a falência jurídica. No entanto, a maior parte dos autores, tais como Altman (1968) e Deakin (1972), definem insolvência como a falência jurídica.

Nos últimos anos o número de insolvências jurídicas tem aumentado. Conforme se pode verificar no Gráfico 1, existe um crescimento acentuado no número de processos de insolvência que deram entrada em tribunais de primeira instância. Os últimos dados trimestrais, disponíveis no boletim estatístico da Direção-Geral da Política da Justiça são relativos ao segundo trimestre de 2014.

Como se pode verificar no Gráfico 1, em 2012 houve uma subida do número de processos de insolvência que deram entrada nos tribunais portugueses, ultrapassando os 5000 processos trimestrais. Este número tem-se estabilizado embora presente, a partir de 2014, uma ligeira descida em relação aos anos precedentes.

Gráfico 1 - Evolução Trimestral dos processos de insolvência



(Fonte: Direção Geral da Política da Justiça)

II.1.b) Custos da Insolvência

A insolvência de uma empresa, quando prevista, quer pela própria empresa quer pelo mercado onde opera, tem custos na empresa e as próprias decisões de financiamento da empresa são afetadas. Nesta parte do trabalho tentaremos analisar de que forma a literatura abordou este tema.

Um dos primeiros trabalhos que surgiu sobre a estrutura financeira (combinação de capitais próprios e de capitais alheios) de uma empresa, foi um artigo publicado por Modigliani e Miller (1958). Neste artigo, os autores demonstram que, sob determinados pressupostos, duas empresas idênticas terão o mesmo valor, independentemente da sua estrutura financeira. Ou seja, numa empresa em mercado perfeito, quer a mesma se financie por capital próprio ou por dívida, o seu valor permanece inalterado¹⁰. No entanto, neste trabalho, Modigliani e Miller simplificaram a realidade e estabeleceram um conjunto de pressupostos tais como a ausência de impostos, de custos de transação, de

¹⁰ Os autores definiram mercado perfeito como aquele onde a informação circula livremente e os investidores atuam de forma racional no sentido de diversificarem o risco dos seus investimentos.

custos de insolvência e de limite de financiamento para as empresas¹¹. Os críticos desta teoria realçaram os pressupostos irrealistas em que a teoria se baseia e também o facto de os mercados, na realidade, serem mercados imperfeitos.

Posteriormente, Modigliani e Miller (1963) abdicaram, na sua teoria, do pressuposto da inexistência de impostos. Verificaram então, que uma empresa endividada teria um benefício fiscal maior do que outra idêntica não endividada, sendo que tal benefício fiscal aportaria um valor acrescido à empresa. Apesar de aparentemente ser vantajoso para uma empresa optar por uma estrutura financeira baseada em capitais alheios, os autores também advogaram que, entre outros, os custos de insolvência poderiam explicar a razão pela qual as empresas não eram totalmente financiadas por dívidas.

A Teoria do *Trade-Off* (Robichek e Myers, 1966), surge da análise das vantagens e das desvantagens do nível de financiamento das empresas. Para esta teoria, existe uma estrutura financeira da empresa que otimiza o valor da empresa. Basicamente, o valor de uma empresa é igual à soma do valor da empresa sem endividamento, com o valor das poupanças fiscais associadas a determinado nível de endividamento, subtraído do valor dos custos de insolvência associados a esse nível de endividamento.

Os custos de insolvência têm sido objeto de alguns estudos. Genericamente, os custos de insolvência classificam-se em custos diretos e custos indiretos. Os custos diretos (Bhabra e Yao, 2001) são os custos que estão diretamente relacionados com a administração do processo de insolvência¹². Englobam-se nesta categoria de custos, os custos com advogados, custos judiciais e custos com contabilistas e outros profissionais especializados no tema. Ainda de acordo com os mesmos autores, custos indiretos são aqueles que estão indiretamente relacionados com a insolvência e com a potencial ameaça de insolvência da empresa¹³. São exemplo deste tipo de custo, a diminuição de

¹¹ Numa empresa além de custos de produção existem custos de transação que estão relacionados com as atividades de negociação e comercialização.

¹² Sublinhado dos autores.

¹³ Sublinhado dos autores.

vendas com o afastamento dos clientes, a perda de crédito da empresa junto das instituições financeiras e dos fornecedores, perda de valor da empresa, diminuição de resultados, quebras de produtividade ou a diminuição da motivação dos funcionários.

Vários estudos têm sido efetuados para avaliar o impacto destes custos. Antes da década de 1980, os estudos centraram-se sobretudo nos custos diretos da insolvência. Warner (1977), analisando o efeito dos custos diretos de onze companhias ferroviárias insolventes dos Estados Unidos no período 1933-55, concluiu que, no sétimo ano antes da insolvência, os custos representavam cerca de 1% do valor de mercado das empresas e que, no ano imediatamente anterior ao da insolvência, o valor subia para 5,3%. Apesar da importância que o estudo teve, o autor advertiu para que fosse feita uma interpretação cautelosa dos resultados, pois foi utilizado um conceito de custos diretos de insolvência – não inclui os custos com gestores e empregados cujas horas do seu trabalho foram utilizadas no processo de insolvência. O autor, pelo facto de a amostra ser pequena (onze empresas), entendeu que poderiam existir problemas na extrapolação dos resultados.

Altman (1984) estudou também este tema, e concluiu que os custos diretos de insolvência representavam 2,08% no quinto ano anterior ao do anúncio da insolvência e 5% no ano anterior. Na década de oitenta do século passado, os estudos começaram a debruçar-se também sobre os custos indiretos. Altman (1984) estudou uma amostra de dezanove empresas insolventes e, para avaliar os custos indiretos, analisou os lucros e as vendas. O autor concluiu que, com base na amostra, os custos indiretos representariam entre 8,1% e 10,5% do valor da empresa. Pelo que, somando os custos diretos e custos indiretos, no terceiro ano anterior o custo total seria de 12,1% e no ano anterior ao anúncio da insolvência o valor podia ascender a 17% do valor da empresa.

Bhabra e Yao (2011) abordaram o assunto dos custos de insolvência, sendo que a nível de custos indiretos, a insolvência representa 2%, 6,21% e 14,95%, respetivamente, do valor da empresa nos anos -3, -2 e -1 ao do ano de anúncio da insolvência. A sua amostra foi constituída por empresas norte-

americanas insolventes no período 1997-2004. As variáveis estudadas foram o valor, as vendas e os lucros das empresas.

Mais recentemente, Bisogno e de Luca (2012) analisaram o impacto dos custos indiretos em quarenta MPME Italianas que entraram em insolvência no ano 2011. Os autores analisaram a evolução entre anos consecutivos de dez variáveis: vendas, Resultados antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações ou margem operacional (EBITDA), margem operacional sobre vendas, investimento em ativos imobilizados, disponibilidades, despesas financeiras, despesas financeiras sobre vendas, margem operacional sobre despesas financeiras e o total de passivo sobre o total do ativo (*leverage*). Após a análise das variáveis, os autores verificaram que o maior custo nos cinco anos anteriores ao da insolvência, estava na quebra da margem operacional. Embora as vendas aumentassem, as margens operacionais caíam drasticamente. Os autores justificaram esta observação com o facto de as empresas tentarem esconder as dificuldades, aumentando as vendas.

II.2. Métodos de Previsão de Insolvência

O estudo da previsão da insolvência, apesar de continuar a ser um tema com uma importância atual, tem os seus primórdios na década de trinta do século passado, após o *crash* bolsista de 1928/29. A partir do meio da década de sessenta do século passado, voltou a ser objeto de investigação e mais recentemente com a evolução informática, foram-se aperfeiçoando as técnicas econométricas existentes e novas técnicas.

Ainda antes do *crash* bolsista de 1928, a Dun & Bradstreet, Inc., em 1849, já fornecia algumas informações financeiras que permitiam avaliar o risco de crédito. Também as agências de *rating* iniciaram a sua atividade no final do século XIX e inícios do século XX – a Poor's fundada em 1868, a Standard Statistics em 1922 (estas duas agências deram lugar em 1941 à Standards & Poor's), a Moody's em 1900 e a Fitch em 1913, só para referir as três mais relevantes atualmente. Apesar de estas empresas já terem alguma importância no

período anterior à crise de 1928, a verdade é que apenas na década de trinta se iniciaram os estudos científicos sobre a previsão da insolvência.

Como foi referido no parágrafo anterior, na década de trinta do século passado foi dado o primeiro passo no estudo da previsão da insolvência, sendo precursor o Bureau of Business Research (1930) que, analisou um conjunto de 24 rácios de 29 companhias que entraram em insolvência, para averiguar características ou tendências comuns. Os rácios de cada empresa foram comparados com as médias dos respetivos rácios e, tendo em conta esta análise, foram encontrados oito rácios que foram considerados como bons preditores da insolvência iminente da empresa (*growing weakness*). Os rácios encontrados foram:

- Capital circulante sobre o Ativo total (Working Capital to Total Assets);
- Resultados e Reservas sobre o Ativo total (Surplus and Reserves to Total Assets);
- Situação líquida Sobre o Activo fixo (Net Worth to Fixed Assets);
- Ativo fixo sobre o Ativo total (Fixed Assets to Total Assets);
- Ativo corrente sobre o Passivo corrente ou o Rácio de liquidez corrente (Current Assets to Current Liabilities or Current Ratio);
- Capital próprio sobre Ativo Total (Net Worth to Total Assets);
- Vendas sobre o Ativo total (Sales to Total Assets);
- Disponibilidades sobre o Ativo total (Cash to Total Assets).

Nesse estudo, ainda se conclui que o rácio Capital circulante sobre o Ativo total era melhor indicador do que o rácio de liquidez corrente.

FitzPatrick (1932) comparou 13 rácios entre 19 empresas insolventes e 19 empresas solventes. O autor encontrou, em ambos os casos, tendências de comportamento dos rácios, sendo que, no grupo das empresas insolventes, os rácios apresentaram valores desfavoráveis e, no grupo de empresas solventes, surgem valores favoráveis quando comparados com os valores de referência da época. O autor referiu que dois rácios eram significativamente relevantes: Capital

próprio sobre Passivo (*Net Worth to Debt*) e Resultado líquido sobre Capital próprio (*Net Profits to Net Worth*).

Smith e Winakor (1935) analisaram os rácios de 183 empresas insolventes de várias atividades, no seguimento do estudo do Bureau of Business Research. Nesse estudo, os autores consideraram que o rácio Capital circulante sobre Ativo total era melhor preditor de problemas financeiros do que o rácio Disponibilidades sobre Ativo total e o rácio de liquidez corrente. Também verificaram que o rácio Capital circulante sobre Ativo total apresenta valores mais baixos quando as empresas se aproximam do momento de insolvência.

Merwin (1942) publicou um estudo focado apenas nos pequenos fabricantes (*small manufacturers*). O autor comparou duas amostras de empresas – empresas insolventes e empresas solventes – e verificou que as empresas insolventes apresentaram sinais de fraqueza quatro ou cinco anos antes do momento da insolvência. Merwin verificou que três rácios eram determinantes para poder prever a insolvência – Capital circulante líquido sobre o Ativo total (*Net Working Capital to Total Assets*), Ativo corrente sobre o Passivo corrente (*Current Assets to Current Liabilities*) e Capital próprio sobre o Passivo (*Net Worth to Debt*).

Chudson (1945), por seu lado, estudou padrões na estrutura financeira com o objetivo de analisar se existia algum padrão “normal”. O autor concluiu que não existe uma estrutura financeira padrão normalizada, no entanto, encontrou semelhanças em empresas da mesma atividade, do mesmo tamanho, ou com rendibilidades semelhantes. Agrupando empresas com estas características podiam-se encontrar estruturas financeiras idênticas. Ainda que este estudo não fosse especificamente direcionado para a previsão de insolvência, os resultados foram significantes para o desenvolvimento de novos modelos de previsão de insolvência, pois as conclusões do autor permitiram deduzir que modelos específicos para cada atividade eram mais precisos do que modelos de previsão de insolvência genéricos.

Jackendoff (1962) publicou um estudo em que comparou duas amostras de empresas (uma amostra constituída por empresas lucrativas e outra por

empresas não lucrativas), constatando que em dois rácios – Ativos correntes sobre Passivo corrente (*Current Assets to Current Liabilities*) e Capital circulante líquido sobre o Ativo Total (*Net Working Capital to Total Assets*) – os valores da amostra das empresas lucrativas eram maiores do que nas empresas não lucrativas e, no caso do rácio Passivo sobre Capital Próprio (*debt-to-worth*), o valor era inferior no grupo das empresas lucrativas.

Até meados da década de sessenta a investigação centrou-se na análise e na comparação de alguns rácios (análise univariada) e na comparação entre dois grupos de empresas (empresas solventes e empresas insolventes).

Beaver (1966) levou a cabo um estudo em que comparou o valor de 30 rácios de 79 empresas insolventes e 79 empresas solventes. Contudo, o autor foi além do que os demais autores já referidos e analisou individualmente a evolução e a capacidade preditiva de cada rácio para classificar empresas como insolventes ou solventes. No seu trabalho sugere como linha de investigação futura a possibilidade de que vários rácios analisados em conjunto deveriam ter uma maior capacidade preditiva do que analisados individualmente, tal como fez no seu trabalho. Após esse estudo ainda houve outros focados na análise univariada, tal como Pinches *et al.* (1975), Chen e Shimerda (1981), no entanto o foco da investigação passou a ser na análise multivariada.

O primeiro estudo de análise multivariada em modelos de previsão de insolvência foi publicado por Altman (1968). Altman usou como técnica a análise multivariada discriminante e desenvolveu um modelo com cinco rácios para prever a insolvência de empresas industriais. O “Z-score”, denominação pela qual ficou conhecido o seu modelo, prevê a insolvência de uma empresa se a mesma tiver um “Z-score” num determinado intervalo de valores. Este modelo no ano anterior à insolvência tinha um nível de exatidão de 92%, no entanto nos anos anteriores ao momento da insolvência a sua capacidade preditiva foi baixando e baixou para 36% no quinto ano anterior à insolvência. O nível geral de precisão ou a capacidade preditiva do modelo foi de 79%.

Deakin (1972) utilizou as mesmas 14 variáveis identificadas por Beaver em 1966, mas aplicou o modelo de análise discriminante multivariada.

Foram os primeiros passos para que se desse início a um período de vários estudos subordinados ao tema da previsão da insolvência sendo que o número de estudos e a complexidade dos mesmos foi aumentando ao longo do tempo. Também o objeto de previsão muda em alguns estudos. Alguns estudos centram a sua análise e a previsão no momento da insolvência da empresa, e outros no momento em que a empresa mostra a incapacidade de cumprir financeiramente as suas obrigações. Esta diferenciação de conceito por vezes dificulta a comparação dos vários estudos existentes.

No entanto, Bellovary *et al.* (2007) sugerem várias classificações tendo em conta os seguintes fatores:

- Modelos focados e modelos genéricos – a maioria dos modelos foram desenvolvidos para aplicação na generalidade das empresas, no entanto recentemente alguns estudos focam a sua análise em empresas de um determinado sector ou dimensão;
- Modelos de aplicação geográfica – apesar de um grande número de estudos ser baseado em amostras de empresa norte-americanas, já existe um número substancial de estudos baseados em empresas de outros países (e.g., Inglaterra, Austrália, Alemanha, Espanha, China e Índia);
- Modelos classificados por metodologia – vários métodos foram usados para modelar a previsão de insolvência – Análise Univariada (*Univariate Analysis*), Análise Discriminante Multivariada (*Multiple Discriminant Analysis*), Modelo de Probabilidades Lineares (*Linear Probability Model*), Modelo Logit (*Logit Model*), Modelo Probit (*Probit Model*), Processo da Somas Cumulativas e do Ajustamento Parcial (*Cumulative Sums Procedure and Partial Adjustment Process*) e Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Network*);
- Modelos por variáveis – o número de fatores identificados pelos vários estudos como sendo bons indicadores de insolvência varia, de acordo com Bellovary, entre um e 57 num total de 752 que foram usados nos estudos. O rácio Vendas líquidas sobre Ativo total (*Return on Assets*),

incluído em 54 modelos de previsão, de acordo com o autor, foi o mais usado nos modelos de previsão;

- Modelos pelo método de validação – para definir o nível de precisão do modelo devem ser feitos testes de validação ao mesmo. Jones (1987) foi o primeiro autor a referir a importância de escolher um método de validação adequado e sugeriu que o melhor seria através de testes de validação externos, ou seja, aplicar o modelo a empresas que não constassem na amostra e verificar se a previsão se verificava ou não. Alguns autores validam os modelos pelas observações na amostra estudada, outros optam por validar o modelo por observações fora da amostra. Regra geral, em amostras pequenas os autores optam por validar o teste nas observações da amostra.

De seguida são abordadas mais especificamente as várias metodologias utilizadas. Bellovary *et al.* (2007) fizeram uma revisão de vários estudos publicados¹⁴.

II.2.a) MÉTODOS EM DADOS EXCLUSIVAMENTE FINANCEIROS

Análise Univariada

Como já foi referido, a primeira metodologia discriminante, que separa as empresas estudadas num grupo de empresas solventes e noutra de empresas insolventes, que começou a ser usada na previsão de insolvência foi a análise univariada. Nesta abordagem, cada variável é analisada isoladamente. Analisa-se o comportamento de cada variável em dois grupos distintos de empresas – empresas solventes e empresas insolventes. Após esta análise são referenciadas as variáveis cujas tendências podem ser preditores de uma empresa com dificuldades financeiras. Nesta metodologia não se estuda a relação possivelmente existente entre duas variáveis distintas, pelo que algumas variáveis

¹⁴ Os autores referenciados nas várias metodologias são os que foram consultados para o presente trabalho, sendo que os referenciados por Bellovary *et al.* (2007) podem ser diferentes.

encontradas e validadas como bons preditores de dificuldades financeiras podem ser redundantes.

O primeiro a estudar este tipo de abordagem na previsão de insolvência foi Beaver (1966). Beaver estudou 30 rácios numa amostra de 158 empresas. A amostra foi dividida em dois grupos de empresas – um grupo composto por 79 empresas solventes e outro por 79 empresas insolventes. Em cada grupo de empresas, o autor analisou individualmente a evolução e a capacidade preditiva de cada rácio para classificar empresas como insolventes ou solventes. Beaver descobriu que o rácio Resultado Líquido sobre Total do passivo foi indiciador de insolvência em 92% das empresas analisadas no ano anterior à insolvência. O rácio Resultado Líquido sobre Vendas tinha uma capacidade preditiva de 91% e o rácio *Cash-flow* sobre Ativo total de 90%. O autor identificou catorze rácios com boa capacidade preditiva de insolvência. No seu trabalho sugere como linha de investigação futura, a possibilidade de que vários rácios analisados em conjunto deveriam ter uma maior capacidade preditiva do que analisados individualmente.

Posteriormente, outros estudos utilizaram a análise univariada. Piches *et al.* (1975) estudaram uma bateria de 48 rácios financeiros numa amostra de 221 empresas. Verificaram que sete destes rácios eram diferenciadores dos dois grupos: Rentabilidade dos Capitais próprios, Rotação do Ativo, Rotação dos *Stocks*, Dias de Recebimento, Rácio de endividamento, Liquidez de Curto prazo e Situação da Tesouraria.

Chen e Shimerda (1981) analisaram 65 rácios financeiros de 26 estudos prévios sobre a temática da previsão da insolvência, sendo que alguns estudos eram da metodologia multivariada, e analisaram se os mesmos eram preditores de insolvência num total de 1053 empresas. Os autores constataram que dos 65 rácios analisados 41 eram fortes preditores de insolvência. Os autores classificaram estes 41 rácios por sete grupos de rácios que entre si demonstraram ter valores de correlação elevados.

Análise Discriminante Multivariada

A segunda metodologia historicamente abordada foi a análise multivariada. Como foi referido na secção anterior, William Beaver (1966) sugeriu que os vários rácios (variáveis do estudo como preditores de insolvência) que tinha estudado fossem analisados isoladamente, pois seria interessante verificar se um modelo com vários rácios aumentaria a capacidade preditiva do modelo. Ao contrário da análise univariada, que analisa apenas uma variável de cada vez, em dois grupos de empresas, por exemplo um grupo de empresas insolventes e outro de empresas, a análise discriminante multivariada analisa um conjunto de n variáveis independentes que, em simultâneo, explicam a variável dependente

O modelo assenta numa função discriminante que tem como equação base a seguinte:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n$$

onde, Y é o discriminante, X_i são os indicadores ou rácios que justificam o discriminante e β_i os coeficientes.

O primeiro trabalho a fazer a previsão da insolvência através desta abordagem foi da autoria de Altman (1968). Altman definiu a Análise Discriminante Multivariada como uma técnica estatística usada para classificar ou discriminar uma observação num dos grupos definidos à partida, por exemplo, homens e mulheres, empresas solventes e empresas insolventes. A classificação em cada um dos grupos definidos deve ser definida por uma regra ou critério que é designada por função discriminante. Após estar concluída a divisão pelos grupos devem ser recolhidos os dados para cada um dos grupos. Esta recolha irá permitir analisar as várias variáveis independentes (x_1, x_2, \dots, x_n) e seleccionar os coeficientes ($\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$) apropriados que maximizam a distância que separa os valores médios das características de cada grupo.

Como referido no parágrafo anterior, Altman (1968) foi o primeiro autor a usar esta técnica para criar um modelo de previsão de insolvência. A amostra era composta por 66 empresas, sendo divididas em dois grupos em igual quantidade de 33 empresas – solventes e insolventes. Neste caso, o objetivo era estudar a

previsão de insolvência, pelo que primeiro se determinou o número de empresas insolventes e depois se encontraram empresas solventes em igual número. Após a análise de 22 variáveis significantes e suas correlações, o autor determinou cinco variáveis independentes – Capital Circulante sobre o Ativo Total (*Working capital/Total assets*, X_1), Resultados retidos sobre o Ativo total (*Retained earnings/Total assets*, X_2), Resultados antes de custos financeiros e impostos sobre o Ativo total (*Earnings before interest and taxes/Total assets*, X_3), Valor de mercado da empresa sobre o Valor da dívida (*Market value equity/Book value of total debt* (X_4) e *Sales/Total Assets*, X_5). O autor com estas variáveis determinou uma função através da qual atribuía uma pontuação (*Z-score*) a cada empresa:

$$Z = 1,2 X_1 + 1,4 X_2 + 3,3 X_3 + 0,6 X_4 + 0,999 X_5$$

Se uma empresa tiver uma pontuação superior a 2,67 é considerada uma empresa sem risco de insolvência, se a pontuação for inferior a 1,81 a empresa é considerada como de risco elevado de insolvência e se a pontuação for entre estes dois valores a análise é de incerteza (“*gray zone*”). O estudo tinha um nível de exatidão de 94% a 95% no ano anterior ao da insolvência.

Este foi o primeiro de muitos estudos utilizaram a Análise Discriminante, sendo que mesmo Altman (quer individualmente quer em conjunto com outros autores) estudou e determinou novos coeficientes para o seu conhecido *Z-score*. Outros autores aplicaram o modelo de Altman a outros países, ou a setores de atividade específicos, ou ainda a empresas com determinadas características (por exemplo, tendo em conta o tamanho da empresa). De seguida, apresenta-se uma breve súmula dos vários artigos consultados.

Deakin (1972) aceitou a sugestão que Beaver (1966) tinha feito no seu trabalho – analisar a capacidade preditiva de um modelo que analisasse os rácios em conjunto. Desta forma analisou através da Análise Discriminante os 14 rácios estudados por Beaver numa amostra constituída por 32 empresas insolventes e 32 solventes. O autor detetou que no ano anterior ao evento de insolvência o modelo seria capaz de prever que 92% das empresas faliriam (sendo que foram classificadas no grupo de empresas insolventes) e 83% das empresas se manteriam solventes (sendo que estavam no grupo de empresas solventes).

Aplicando o modelo numa amostra independente constituída por 11 insolventes e 23 solventes, o autor teve taxas de previsão de 52% nas empresas insolventes e de 83% insolventes. O autor não conseguiu justificar as diferenças das taxas preditivas entre as amostras.

Legault (1987) desenvolveu um modelo para prever a insolvência nas empresas canadianas. Chamou-lhe o modelo *CA-score* e obteve uma taxa de previsibilidade de 83% na amostra. O autor analisou trinta rácios financeiros numa amostra de 173 empresas. O modelo proposto foi:

$$CA\text{-score} = -2,7616 + 4,5913X_1 + 4,5080 X_2 + 0,3936X_3, \text{ onde:}$$

- Capital próprio sobre Ativo total (X_1);
- Resultados Operacionais (EBIT) sobre Total do ativo (X_2);
- Vendas do ano anterior sobre Total do ativo do ano anterior (X_3).

Altman (2005) reanalisou o seu modelo criado em 1968. O autor tentou replicar o modelo para os trinta anos seguintes e verificou que o grau de exatidão preditiva da insolvência a um ano continuou sempre com níveis superiores a 82% (no período de análise de 1969-1975 e com uma amostra de 86 empresas insolventes) e o máximo de capacidade preditiva foi verificada no período 1997-1999, com um total de 120 empresas insolventes e uma capacidade de 94%. No caso da capacidade preditiva a dois anos, o modelo teve sempre resultados superiores a 68%. Fez, também, uma súmula de modelos similares desenvolvidos por ele e por outros autores. O autor sugere um novo modelo:

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

As variáveis independentes mantêm-se com os mesmos rácios, apenas alterando os coeficientes e eliminando a variável X_5 (*Sales/Total Assets*), visto que o autor concluiu que a variável não é distintiva dos dois grupos de empresas. Se uma empresa tivesse uma pontuação superior a 2,60 seria considerada uma empresa sem risco de insolvência, se a pontuação fosse inferior a 1,10 a empresa seria considerada como de risco elevado de insolvência e, se a pontuação for entre estes dois valores a análise é de incerteza (*"gray" zone*). O estudo tinha um

nível de exatidão de 91% a 97%. O autor referiu neste artigo que, juntamente com outros autores, desenvolveu trabalhos e técnicas para empresas de outros setores (empresas não industriais), ou países (por exemplo para o México). Uma das críticas que é usualmente apontada ao Modelo Z-score de Altman é que a variável X_4 (*Market value equity/Book value of total debt*) do modelo só é aplicável a empresas cotadas e dificilmente é aplicável este modelo a empresas não cotadas.

Foram bastantes as replicações do modelo Z-score de Altman, sendo este talvez o mais aplicado de todos os modelos de previsão de insolvências, quer sejam focadas em países específicos, quer em determinado setor ou com novas variáveis independentes (rácios), pois todos tiveram níveis de exatidão relevantes, fazendo com que este modelo ainda hoje seja estudado.

Neves e Silva (1998) analisaram uma amostra de 187 empresas, das quais 87 se encontravam em situação difícil no ano de 1996¹⁵. O objetivo era criar um modelo que permitisse ao Instituto de Gestão Financeira da Segurança Social monitorizar as empresas, prevendo com a antecedência de dois anos a probabilidade de entrarem em insolvência. Através de uma função discriminante, com os mesmos rácios que Altman (1968) utilizou no seu modelo, os autores tiveram 71% a 73% de casos corretamente classificados a dois anos da insolvência. A este modelo, os autores foram adicionando rácios e chegaram a um grau de previsibilidade de 81%, no entanto, preferiram um modelo de cinco rácios e com um grau de previsibilidade de 76%. Para o ano anterior a percentagem foi de 85%. Os rácios do modelo adotado foram: Cobertura do Ativo por Resultados transitados (Resultados transitados / Ativo total); Peso do Ativo circulante no Ativo total (Ativo circulante / Ativo total); *Cash-flow* / Ativo total; Empréstimos de curto prazo / Ativo circulante; Prazo de pagamento ao Estado (Estado / Vendas * 360).

¹⁵ Os autores definiram empresas em situação difícil as que verificassem uma dos seguintes eventos: Dívidas à Segurança Social e/ou Fisco, Incumprimento no pagamento de salários, Incumprimento no pagamento de juros de empréstimos, Incumprimento no reembolso de empréstimos, Entrada da petição inicial num processo de recuperação, Entrada da petição inicial num processo de insolvência ou Sentença judicial de insolvência.

MODELO LOGIT

A análise discriminante multivariada assenta em dois pressupostos que nem sempre se verificam: primeiro, as variáveis independentes que estão no modelo estão distribuídas normalmente; segundo, as matrizes de variância e covariância são iguais nos dois grupos de empresas. O modelo *logit* tenta colmatar estes dois problemas da análise multivariada, através da regressão logística onde a variável dependente é medida sob a forma de um logaritmo. A função *logit* é expressa da seguinte forma:

$$Prob (Y = 1) = \frac{1}{(1 + e^{-(\alpha + \beta X)})}$$

Onde X representa as variáveis explicativas do modelo e α e β os coeficientes das variáveis explicativas, sendo que quanto maiores são os coeficientes, maior é a probabilidade de insolvência.

Ohlson (1980), tendo em conta os dois problemas da análise multivariada atrás referidos, foi o primeiro autor a usar esta metodologia para previsão da insolvência. Outra das vantagens deste modelo é que os grupos podem ter tamanhos diferentes, sendo que o autor usou uma amostra composta por dois grupos, 105 de empresas insolventes e 2.058 empresas solventes. Os preditores (variáveis independentes) considerados foram nove; Tamanho da empresa (medido pelo Logaritmo de Total de ativo sobre Índice de Preços tendo como valor base de 100 o ano 1968), Total das responsabilidades sobre o Total do ativo, Capital Circulante sobre o Total do ativo, Passivo circulante sobre o Ativo circulante, 1 se o valor das responsabilidades exceder o ativo ou 0 se não exceder, Resultado líquido sobre o Total do ativo, Fundos provenientes das operações sobre o Total das responsabilidades, 1 se o Resultado líquido foi negativo nos dois anos anteriores ou 0 se não foi e, por último, a diferença entre os Resultados líquidos do ano mais recente e do ano anterior dividida pela soma dos valores absolutos dos mesmos resultados. A capacidade de previsão do Modelo de Ohlson, também designado de *O-score*, foi de 96%. Apesar de o modelo *O-score* ter uma capacidade preditiva muito similar à do modelo *Z-score*

de Altman, o autor considerou esta análise melhor do que a análise multivariada, por reduzir as desvantagens do modelo da Análise Multivariada e pelos factos que já foram enunciados.

Neves e Silva (1998), no mesmo estudo referenciado para a análise discriminante, também aplicaram o modelo *logit* com os mesmos rácios da análise discriminante, sendo que, com este modelo, conseguiram 75% de classificações corretas a dois anos da insolvência.

Altman e Sabato (2005) também desenvolveram um modelo *logit* para prever a insolvência a uma amostra de 120 empresas insolventes e 1890 empresas solventes no período 1994-2002. Determinaram três modelos: dois modelos *logit* (um em que a transformação logarítmica foi aplicada às várias variáveis independentes e outro em que fizeram a transformação logarítmica ao resultado de uma reta de regressão) e um com as “regras” do *Z-score*. As variáveis selecionadas foram: EBITDA dividido pelo Total do ativo, Passivo de curto prazo sobre o valor de mercado da empresa, Lucros retidos sobre o Total do ativo, Disponibilidade sobre o Total de ativos e o EBITDA sobre os Gastos de financiamento. Comparando os três modelos obtiveram as seguintes conclusões: o modelo logístico em que as variáveis independentes foram transformadas em logaritmo teve uma capacidade preditiva sobre a amostra de 87%, o modelo logístico em que as variáveis foram mantidas teve uma capacidade de 75% e o *Z-score* de Altman de 69%.

Existem outros estudos tendo como modelo de previsão de insolvência o modelo logístico. No entanto realço um estudo português de Pacheco (2015). O autor estudou uma amostra de 999 PME das quais 58 solicitaram a insolvência no período 2004-2014 e encontrou como preditores de insolvência os seguintes: Rendibilidade do ativo, EBITDA sobre Total do ativo, Responsabilidades financeiras sobre o Total do ativo, Responsabilidades não financeiras sobre o Total do ativo, Disponibilidades sobre Total do ativo e Capital próprio sobre Total do ativo. Os modelos desenvolvidos pelo autor tiveram uma capacidade preditiva de 63.0%, no quarto ano antes da insolvência e de 69.7% no ano anterior. O autor aponta como razão para a pouca robustez dos resultados a qualidade dos dados,

pois as contas publicadas pelas empresas, de acordo com o autor, sofrem enviesamentos.

As vantagens deste método, sobretudo em relação à análise discriminante são:

- Não assume uma relação linear entre a variável dependente e as variáveis dependentes;
- Não exige que as variáveis sigam uma distribuição normal;
- Permite que hajam variáveis qualitativas e quantitativas no modelo;
- Apresenta melhores indicadores a nível da robustez;
- Pode-se interpretar a variável dependente como a probabilidade da empresa entrar em insolvência.

No entanto este método não está isento de críticas, pois obriga a que os grupos estejam bem definidos e separados, prediz que a probabilidade de insolvência assume valores entre 0 e 1, obriga que as variáveis explicativas sejam independentes, podendo colocar-se o problema de multicolinearidade entre variáveis e podendo existir *outliers* e *missing values*¹⁶.

MODELO PROBIT

O modelo *Probit* resulta da distribuição acumulada da função normal sendo muito similar ao modelo *logit*. A equação deste modelo é:

$$P_i = \Phi (X_i\beta_i + \beta_0)$$

onde Φ é a função distribuição acumulada da distribuição normal, β é o vetor de coeficientes estimados da função e X_i é a matriz, em que representa o número de observações e os atributos característicos das observações. A probabilidade está compreendida entre 0 e 1.

¹⁶ *Outlier* é uma observação inconsistente, ou seja, uma observação cujo valor é desfasado das demais da série. *Missing Value* consiste na substituição de valores em falta (ou perdidos) por estimativas.

Zmijewski (1984) foi o primeiro a aplicar este modelo ao estudo da previsão da insolvência. Baseado numa amostra de 40 empresas insolventes e de 800 solventes, o autor criou um modelo com três variáveis (Resultado líquido / Ativo Total, Ativo corrente / Passivo corrente e Passivo total / Ativo Total) e com uma capacidade preditiva aplicada a empresas fora da amostra de 95%.

A utilização deste modelo também não está isenta de desvantagens, pois os coeficientes das variáveis explicativas são de difícil compreensão e, o facto de o modelo ser baseado numa curva normal, não é recomendado para amostras com dados cuja distribuição não é normal.

II.2.b) MODELOS INTERATIVOS

Com o desenvolvimento da informática algumas técnicas foram sendo importadas de outras ciências e aplicadas à gestão e também na previsão da insolvência.

Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais são modelos computacionais que se inspiram no sistema nervoso central. As Redes Neurais consistem num conjunto de nós ou neurónios que estão interligados entre si através de determinados pesos de forma a influenciar o resultado final. Por exemplo, com esta técnica de modelagem analisa-se a variação que um determinado rácio (nó) e o impacto que essa variação tem noutros rácios (neurónios). De acordo com Atiya (2001) muitos bancos utilizam este modelo para avaliar o risco de crédito dos seus clientes, bem como a Moody's baseia alguns dos seus *ratings* em modelos de redes neurais.

Odom e Sharda (1990) foram provavelmente os primeiros autores a adaptarem esta técnica a modelos de previsão de insolvência. Compararam depois o modelo com os resultados do modelo de análise discriminante e verificaram que os níveis de previsão das empresas insolventes eram maiores. A amostra era constituída por 128 empresas das quais 74 companhias se encontravam

insolventes e os basearam as variáveis independentes nos cinco rúcios financeiros do modelo de Altman (1968). A partir dos cinco rúcios do modelo de Altman, os autores criaram um modelo de Rede Neural e um outra através da Análise Múltipla Discriminante para prever a insolvência. Os autores verificaram que o nível de erros era superior pela aplicação do modelo da Análise Múltipla Discriminante. Enquanto no modelo de Rede Neural a percentagem correta de classificação das empresas insolventes foi entre 77% e 81% e a de classificar corretamente as empresas solventes foi entre 78% e 85%, pelo modelo da Análise Múltipla Discriminante, essas percentagens foram, respetivamente, entre 59% e 70% e 78% e 85%. Testaram ainda os dois modelos numa amostra externa de 55 empresas. Verificaram que das 27 empresas insolventes, 5 (18%) foram mal classificadas pelo modelo de redes neurais e 11 (41%) foram incorretamente classificadas pelo modelo da Análise Discriminante.

Coats e Fant (1993) usaram esta metodologia também para classificar empresas insolventes. Os autores usaram uma amostra de 94 empresas insolventes durante o período 1970 a 1989 e 188 empresas solventes. Os autores subdividiram estes dois grupos: 47 empresas insolventes e 94 solventes fizeram parte da amostra que serviu de base ao modelo; as restantes empresas constituíram uma amostra de empresas de teste. Para os autores, foram consideradas empresas insolventes, as que tinham relatórios de auditoria, durante o período de análise, que punham em causa a continuidade da empresa. Os autores fizeram sobre a amostra dois modelos, o Análise Discriminante Multivariada e o de Redes Neurais usando os mesmos rúcios do modelo de Altman (1968). O modelo determinado através das Redes Neurais teve uma capacidade preditiva na amostra entre 95% no ano anterior e de 82% quatro anos antes. O modelo através da Análise Discriminante Múltipla classificou corretamente 88% das empresas no ano anterior e 83% quatro anos antes. Apesar de no quarto ano antes do ano de insolvência o modelo de Redes Neurais ter uma taxa preditiva inferior, a taxa de erros do tipo I foi sempre inferior ao do modelo da Análise Discriminante Múltipla, respetivamente, 10% no ano anterior e 19% quatro anos antes, 36% no ano anterior e 34% quatro anos antes. Na amostra de teste os resultados foram idênticos.

Muitos outros estudos foram publicados seguindo esta metodologia, ultimamente destaco o modelo desenvolvido por Brédart (2014). O autor baseou o seu estudo numa amostra de 3728 PME belgas das quais 1867 declaram insolvência entre 2002 e 2012. Com um modelo que se baseou em três rácios – capital próprio sobre total do ativo, para avaliar a solvência; rácio corrente, para a liquidez; e resultado líquido sobre total do ativo, para a rentabilidade – o autor chegou a um grau de previsibilidade acima de 80% das empresas que entraram em insolvência.

MÉTODO DATA ENVELOPMENT ANALYSIS

De acordo com *Cielen et al.* (2004) O *Data Envelopment Analysis* consiste numa técnica de programação linear não paramétrica desenvolvida para determinar uma fronteira eficiente de produção através da comparação de empresas, usualmente tratadas como unidades de decisão homogéneas. Esta técnica assume que o processo de transformação de qualquer unidade de decisão homogénea tem por objetivo transformar recursos (*inputs*) em resultados (*outputs*). Quando a técnica é utilizada, podemos assumir que acréscimos nos *inputs* resultam em acréscimos proporcionais nos *outputs*, e neste caso estamos numa situação de rendimentos de escala constantes, ou que esta proporcionalidade não existe e, neste caso, diz-se que as unidades de decisão homogéneas operam em rendimentos de escala variáveis.

Esta metodologia já antes tinha sido aplicada à área do risco de crédito financeiro¹⁷. Em todo o caso, um dos primeiros estudos aplicados especificamente à previsão da insolvência com a aplicação desta metodologia foi o de *Cielen et al.* (2004). Os autores analisaram uma amostra de 366 empresas belgas, das quais 90 foram declaradas insolventes no período 1994 a 1996. Verificaram que, incorporando no modelo onze rácios, e comparando-o com o método das árvores

¹⁷ Trout, M.D.; Rai, A.; Zhang, A (1996) "The potential use of DEA for credit applicant acceptance systems" *Computers Operations Research*. 23(4), 405-408

Embora não tenha sido consultado o artigo, e como tal não conste da bibliografia, apresenta-se a referência.

de decisão, a metodologia *Data Envelopment Analysis* era a que tinha melhor desempenho com uma acuidade 85%. Os rácios que integraram o modelo foram: Capitais próprios / Ativo total; Lucros retidos / Ativo total; Estado / Dividas de curto prazo; Disponibilidades / Ativo circulante imediato; Existências / Ativo circulante; Passivo financeiro de curto prazo / Passivo corrente; Resultados antes de impostos / Ativo total; Casflow / Total do Passivo; EBIT / Ativo total; Ativo corrente / Passivo corrente; Recebimentos a um ano / Pagamentos a um ano e Passivo / Ativo Total.

Mais recentemente, o modelo desenvolvido em por Mukhopadhyay *et al.* (2012) teve por base os dados financeiros de 1437 empresas indianas, das quais 175 foram declaradas insolventes nos anos 1996-1997. Os autores criaram um modelo híbrido com os modelos das Redes Neurais e do *Data Envelopment Analysis*. Verificaram que, enquanto o modelo híbrido tinha um nível de acuidade de 83%, o modelo baseado apenas nas redes neurais tinha um nível de acuidade de 77%. Os rácios que entraram nos modelos foram: Rácio corrente; Capital circulante / Ativo total; Rendibilidade do ativo; Passivo / Ativo total; Valor de mercado da empresa / Valor contabilístico da empresa; EBIT / Ativo total; EBIT / Custos financeiros; Ativo corrente / Ativo total; Passivo corrente / Ativo total.

II.2.c) MODELOS BASEADOS EM DADOS NÃO EXCLUSIVAMENTE FINANCEIROS

Alguns autores estudaram não apenas os dados financeiros das empresas, obtidos através da análise dos dados dos Balanços e Demonstração de resultados, mas também noutros dados que podem ajudar na previsão da insolvência de empresas, como por exemplo, a antiguidade da empresa, setor de atividade ou região onde se insere a empresa.

Bhimani *et al.* (2010), baseados numa amostra de 31.025 dados contabilísticos de empresas privadas constantes na Central de Balanços do Banco de Portugal do período 1997-2003, desenvolveram um modelo para prever

uma situação de pagamentos em atraso (*default*)¹⁸. Através do modelo *logit* os autores desenvolveram um modelo com onze rácios financeiros, duas variáveis não financeiras, três variáveis *dummies* relativas ao setor de atividade – primário, comércio e transportes – e duas variáveis *dummies* relativas à localização geográfica, tamanho e idade da empresa¹⁹. Com o modelo encontrado, os autores verificaram, através da aplicação do modelo numa amostra externa, que era possível prever atrasos nos pagamentos com um grau de previsibilidade de 75%.

Brîndescu-Olariu (2014) analisou, através das vendas e da margem bruta divididos pelo número de empregados, a relação entre a produtividade do trabalho das empresas e a previsão de insolvência numa região da Roménia. Verificou que existe uma relação entre a produtividade da empresa e o risco de a empresa entrar em insolvência. O modelo teve uma acuidade de 63%.

Hooshmand (2015) analisou o efeito que a opinião expressa no relatório de auditoria e os incentivos aos gestores podem ter na previsibilidade da falência de empresas iranianas. O autor analisou se um relatório com opinião condicionada tinha impacto na insolvência da empresa ou não. O autor, através de um modelo de regressão, testou várias hipóteses e verificou que na maioria dos casos, as empresas com um relatório de auditoria com opinião condicionada têm maior risco de insolvência, pois as opiniões condicionadas devem-se aos resultados manipulados pelos gestores, através de acréscimos e diferimentos para poderem receber incentivos.

II.2.d) Estudo da Previsão de Insolvência em Portugal

A matéria da previsão de insolvência também tem sido objeto de estudo em Portugal principalmente em teses e dissertações de Mestrado. No que diz respeito a artigos científicos publicados, também existem alguns, mas em

¹⁸ Os autores não pretendem prever a insolvência mas sim atrasos nos pagamentos. Embora este estudo não se destine objetivamente à previsão de insolvência, a verdade é que uma das razões da insolvência é a incapacidade da empresa cumprir as suas obrigações financeiras pelo que, *in extremis*, pode significar a insolvência da empresa.

¹⁹ Variável *dummy* é uma variável qualitativa, ou seja que não assume um valor, mas que para explicação de um modelo estatístico deve assumir um valor. Uma variável *dummy* é, por exemplo, o sexo, masculino ou feminino em que o valor da variável *dummy* assume os valores 0 e 1.

quantidade muito inferior ao número de trabalhos científicos. Atrás já foram referenciados os trabalhos de Neves e Silva (1998), Bhimani *et al.* (2010) Pacheco (2015). De seguida serão apresentadas, cronologicamente, algumas dissertações que foram feitas sobre este tema.

Santos (1996), na sua dissertação de mestrado, analisou a previsão da insolvência através da análise da Demonstração dos Fluxos de Caixa (DFC)²⁰. Entre outras tarefas, o autor elaborou um inquérito a 61 contabilistas. Com base nas respostas deste inquérito concluiu que 68% dos profissionais consideram que a DFC contribui para a prevenção da insolvência e que 79% considera que a análise do Mapa de Origem e Aplicação de Fundos pode contribuir para a prevenir a insolvência. Apenas 4% dos inquiridos considera que a análise da DFC é melhor em termos de previsão da insolvência do que a análise dos outros mapas do relatório de contas e do que a análise de indicadores económico-financeiros.

Santos (2000) realizou a sua dissertação na temática da previsão de falência empresarial das empresas do setor têxtil e do vestuário com as técnicas estatísticas da análise discriminante e da regressão logística. Os modelos tiveram em conta uma amostra constituída por 21 empresas, cujos processos de falência deram entrada no tribunal no período 1994 a 1999, e por 21 empresas solventes. As variáveis consideradas no modelo de análise discriminante ($-0,443X_1 + 0,8X_2 + 0,629X_3 + 0,458X_4$) foram os seguintes rácios: Ativo circulante / Ativo total (X1); Capital próprio / Vendas líquidas (X2); Fluxo de caixa / Passivo de curto prazo (X3); Passivo total / Fundo de maneio (X4). Com este modelo a capacidade preditiva do modelo foi de 93% no ano anterior, 69% nos dois anos anteriores e de 63% nos três anos anteriores ao do início do processo falimentar. Pela regressão logística, o modelo considerou três variáveis: Ativo circulante / Ativo total; Capital próprio / Vendas líquidas; Fluxo de caixa / Passivo de curto prazo. O modelo logístico teve uma capacidade de prever a insolvência de 97% no ano anterior, 78% nos dois anos antes e 90% nos três anos antes do processo ter dado entrada no tribunal.

²⁰ A DFC foi instituída pela Diretriz Contabilística nº 14 de 1993, embora publicada em 1994.

Gerardo (2005) desenvolveu, com o objetivo de fazer avaliação creditícia, um modelo Z. Neste modelo de três variáveis – EBIT / Ativo total, Passivo de curto prazo / Ativo circulante e Custos financeiros / Passivo total. A amostra era constituída por 33 empresas insolventes e 33 solventes do setor da construção. Este modelo teve uma capacidade classificativa de 85% no ano anterior ao da insolvência e de 64% nos dois anos anteriores. O autor usou o mesmo modelo para atribuir um *credit score*, ou seja uma classificação que traduza o risco de crédito de uma determinada empresa. Atribuindo três níveis de crédito, o autor verificou que o grau de fiabilidade do modelo passou a ser de 95% no ano anterior ao do ano de insolvência. O autor aplicou o método numa amostra distinta e a fiabilidade foi de 71%. Comparando com o Modelo proposto por Altman para empresas não cotadas, o modelo do autor teve sempre graus de eficácia superiores.

Barros (2008) criou modelos *logit*, *probit* e *gompit* com base em 672 PME e aplicou às empresas da amostra o modelo de Altman para empresas não cotadas. Verificou que o modelo *gompit*, com uma taxa preditiva de 89%, é o que mais se adequa à amostra. A aplicação do modelo de Altman teve uma taxa de erro de classificação de 79% sendo que, no ano anterior ao da falência, classificou 79% das empresas insolventes como não insolventes. Os rácios que foram considerados nos três modelos foram: EBIT / Ativo Total; Rotação do Ativo; Capital próprio / Passivo; Disponibilidades / Passivo de curto prazo; Ativo total – Imobilizado – Acréscimos – Existências / Passivo de curto prazo; Resultados líquidos / Volume de negócios; Tempo médio de recebimento; e Grau de autonomia financeira.

Na sua dissertação, Dias (2008) construiu modelos de previsão de insolvência para as empresas do setor do calçado através da análise multivariada e da regressão *logit*. A amostra em análise era constituída por 17 empresas insolventes e 17 empresas solventes do setor do calçado, sendo o período em análise de 2002 a 2005. Através do modelo pela análise multivariada, a autora obteve uma taxa de antecipação de uma insolvência de 67% no ano anterior, de 64% nos dois anos antes e de 59% no terceiro ano anterior ao da insolvência. Através da função *logit*, as taxas de previsão são de 79% no ano anterior, 50%

nos dois anos antes e de 67% nos três anos antes ao da insolvência. Os rácios que compõem os modelos são: EBIT / Ativo total e os Capitais estáveis (Capital próprio e Passivo de médio e longo prazo) / Ativo total.

Silva (2010) na sua dissertação desenvolveu um modelo de previsão de insolvência com base numa amostra de 60 empresas (sendo que 30 estavam em insolvência no ano 2000) e nos dados financeiros do período 1997-2000. Criou dois modelos, um a partir da técnica de análise multivariada e outro através do modelo *logit*. Através das duas técnicas e apenas com duas variáveis – o rácio de dívidas de curto prazo sobre as dívidas totais e o rácio Compras sobre Fornecedores – obteve um grau de previsibilidade de 71% no ano anterior ao da falência no caso da análise multivariada, e de 86% no caso do modelo construído através da técnica *logit*.

Silva (2011) aplicou o *Z-score* para empresas não cotadas a 12 empresas do setor têxtil que entraram em insolvência no período 2009-2011. Da aplicação do *Z-score* a 12 empresas insolventes verificou-se que a aplicação era 100% fiável no ano anterior à insolvência, nos segundo e no terceiro anos anteriores à insolvência houve um caso em que o preditor não acertou.

Gonçalves (2011) na sua dissertação, elaborou um modelo *logit* para estimar a probabilidade de falência de PME. Com base numa amostra de 714 PME, 357 empresas que faliram no ano 2010 e 357 empresas solventes, o autor construiu um modelo que pudesse prever até cinco anos a insolvência de uma empresa. Além dos dados financeiros, foram introduzidas no modelo as variáveis como a idade da empresa e dimensão da empresa medida pelo ativo total, sendo que o modelo apresentava 13 variáveis: Liquidez geral; Rácio de fundo de maneio; *Cash-flow* / Ativo total; Rendibilidade operacional do ativo; Rendibilidade líquida do ativo; Rendibilidade económica; Endividamento; Estrutura de endividamento; Rácio *Equity to debt*; Cobertura do Ativo por Resultados transitados; Rotação do Ativo; Idade; e Dimensão. O modelo teve uma previsibilidade de 90% no ano anterior, 75% no terceiro ano anterior e de 70% no quinto ano anterior ao da insolvência. O autor ainda apresentou um modelo com 10 variáveis, sendo que neste caso a taxa de sucesso do modelo baixou para

88%, 73% e 66%, respetivamente no ano anterior, três anos antes e cinco anos antes da insolvência. O autor concluiu que, tanto a idade da empresa como o tamanho da empresa, não são importantes para a análise da previsão de insolvência.

Nobre (2012) analisou os fatores externos à empresa como forma de prever as insolvências de PME em Portugal. Verificou no seu trabalho que a taxa de juro a que as empresas se financiam é uma importante condicionante na previsão do número de insolvências. Já a despesa pública, ao contrário do que a autora esperava, não teve grande poder explicativo no número das insolvências do período de janeiro de 2008 a março de 2012.

Salvador, em 2012, dissertou sobre a previsão da falência no setor da restauração baseada numa amostra de 222 empresas sendo que 33 entraram em insolvência nos anos 2010 e 2011. A autora usou a metodologia *DEA – Data Envelopment Analysis*. Como *inputs*, foram introduzidos no modelo o Ativo total, os Fluxos de caixa, o Resultado líquido, o Fundo de maneio, o Ativo corrente e o EBIT. Como *outputs*, o modelo era constituído por Encargos financeiros, Dívida total e Passivo corrente. A utilização desta técnica teve um grau de previsão de falências de 18% nos quatro anos antes, 21% para os três anos antes, 48% dos dois anos antes, e 45% no ano anterior ao da insolvência. No caso de empresas solventes, o modelo teve uma previsão média de 93%. A própria autora reconhece que o grau de predição de falência do modelo é baixo.

Correia (2012) também desenvolveu um modelo de previsão aplicado ao sector da construção. A amostra era constituída por 150 empresas que entraram em insolvência no período 2010-2011 e 150 empresas solventes. Foram desenvolvidos três modelos – linear, *logit* e *probit*. A autora não analisou os erros por aplicação dos modelos às várias empresas, mas através da análise do R^2 , pelo que a possível comparação destes valores com outros estudos se torna mais difícil. No entanto, pela análise do R^2 o modelo linear ajustou 61% dos valores, o modelo *logit* 82% e o modelo *probit* 82%. As variáveis que entraram no modelo linear foram: *Cash flow* / Ativo total; Endividamento; Rendibilidade líquida do Ativo; Rotação do Ativo; Fundo de Maneio; e, Rendibilidade líquida das Vendas. O

modelo *logit* incluiu as variáveis *Cash flow / Ativo total* e *Rotação do Ativo*. No modelo *probit* as variáveis adotadas foram *Cash flow / Ativo total*, *Rendibilidade líquida do Ativo* e *Rotação do Ativo*

A dissertação de Couto (2012) analisou os determinantes da falência das PME, através de um modelo de previsão da insolvência e de uma amostra constituída por 147 empresas falidas e 131 empresas ativas. O modelo proposto tem uma capacidade preditiva de 89% na globalidade da amostra (a autora ainda desenvolveu modelos setoriais para três setores). A autora defendeu, com base nos resultados, que o rácio de endividamento (Passivo total sobre Ativo total), o rácio Capital próprio sobre Vendas, a rotação do Ativo (Volume de negócios sobre o Ativo), a rendibilidade operacional do Ativo (EBITDA sobre o Ativo), o rácio de liquidez imediata (Disponibilidades sobre Passivo Corrente) e o rácio Imposto sobre o rendimento sobre Resultados antes de impostos, são determinantes da insolvência das empresas.

Nunes (2012) dissertou sobre a Insolvência no sector cerâmico. A amostra foi constituída por 92 empresas do setor cerâmico, sendo que 31 empresas estavam em situação de insolvência no ano 2009. Tendo em conta o modelo de análise discriminante, o modelo incluiu os rácios; $\text{Resultado líquido} + \text{Amortizações} + \text{Provisões} / \text{Vendas}$; $\text{Dividas a terceiros} / \text{Ativo total}$; e $\text{Capital próprio} + \text{Passivo de médio e longo prazo} / \text{Passivo total}$. Este modelo teve uma capacidade preditiva de 93% no ano da insolvência, 92% no ano anterior e de 87% nos dois anos antes. De realçar que a aplicação deste modelo a empresas fora da amostra teve um grau de classificação correta de apenas 35%.

Alves (2013) na sua tese de dissertação desenvolveu um modelo de previsão para as PME do setor alimentar. Foram consideradas 62 empresas, das quais 31 se encontravam falidas entre os anos 2007 e 2010. Através do modelo desenvolvido através da análise discriminante, que incluiu os rácios $\text{Capital próprio} / \text{Passivo total}$ e $\text{Passivo corrente} / \text{Ativo total}$, a autora obteve um grau de predição de 90% no ano anterior e de 91% nos dois anos anteriores ao da insolvência. O mesmo modelo teve previsibilidade na ordem dos 98% e 96%, no ano anterior e nos dois anos antes da insolvência respetivamente, quando se

introduziu uma terceira classificação denominada de zona cinzenta, além de empresas solventes e de empresas insolventes.

Matos (2013) na sua tese de dissertação sobre o risco de crédito nos clubes de futebol desenvolveu um modelo *logit*, composto pelos rácios Passivo de curto prazo / Ativo total, Disponibilidades / Vendas, Capitais próprios / Vendas e Resultados antes de impostos / Vendas. A amostra foi constituída por 21 clubes falidos e 21 não falidos em Espanha e em Inglaterra. O modelo desenvolvido teve uma taxa de acerto de 88%.

Na sua dissertação, Peres (2014) aplicou 12 modelos de previsão de falências para saber qual dos modelos se aplicaria melhor às sociedades portuguesas. Para o critério de seleção da amostra, o autor definiu as sociedades sujeitas à Revisão Oficial de Contas, que em 2011 apresentaram pela primeira vez no período 2005-2010 capitais próprios negativos. A amostra foi constituída por 75 empresas: 47 empresas insolventes e 28 empresas solventes. Pela aplicação dos vários modelos de previsão, o autor concluiu que, num período de 6 anos antes da insolvência, o melhor modelo de previsão para a amostra analisada foi o proposto por Neves e Silva em 1998 com uma eficácia média de 67,26%.

II.3. Crédito Comercial

No ponto II.1.a) do trabalho referimos que uma das causas da insolvência era a incapacidade da empresa fazer face aos seus compromissos financeiros (Altman e Sabato, 2005; Bhimani *et al.*, 2010). Estes compromissos poderão ser de origem financeira, como por exemplo pagamento de empréstimos, ou de origem comercial, por exemplo pagamentos a fornecedores. Estes autores analisaram a previsão da insolvência, no momento em que ocorrem incumprimentos nos pagamentos e não no momento em que ocorre a insolvência propriamente dita.

Neste ponto do trabalho iremos analisar a importância do crédito comercial nas empresas e de que modo poderá o risco de insolvência de uma

empresa estar relacionado com o crédito comercial que a empresa atribui ou recebe.

Crédito comercial pode ser definido, de acordo com Paul e Boden (2014), como o lapso de tempo que ocorre entre a entrega de um bem ou serviço e o recebimento do pagamento. O crédito comercial distingue-se do crédito financeiro, por o primeiro não ser concedido por empresas não financeiras, isto é, empresas cujo negócio é a venda de serviços e/ou bens, e para as quais a concessão de crédito é uma atividade secundária.

Qualquer negócio tem custos associados. Os custos ocorrem na produção inicial de bens e serviços antes de ser realizado qualquer recebimento pelas vendas dos mesmos, sendo que tal gera uma diferença temporal entre o desembolso e o recebimento. Esta diferença temporal tem que ser financiada, quer pelo crédito de fornecedores (crédito comercial) quer pelo crédito de bancos ou instituições financeiras (crédito financeiro). Alargar o crédito aos clientes aumenta esta diferença temporal, o que significa que um fornecedor financia o inventário dos seus clientes, deslocando o custo de financiamento para montante, do cliente para o fornecedor. Summers e Wilson (2002) definem este custo como o custo real do capital circulante acrescido do custo de oportunidade pelo capital empatado no inventário do cliente. A este custo poder-se-ão somar outros, como por exemplo custo com a cobrança, juros implícitos..., caso o cliente se atrase no pagamento ou mesmo se não pagar.

Como a maior parte das MPME não tem fácil acesso ao crédito financeiro, devido a terem uma liquidez baixa e também pelo facto de as medidas de mensuração da rentabilidade e dos *cash-flows* serem, normalmente, mais voláteis do que em empresas de outra dimensão (Hutchinson e Ray, 1986; Choi e Kim, 2005; García-Teruel e Martínez-Solano, 2007). Por esta razão, o crédito comercial acaba por ser uma importante, e muitas vezes a única, fonte de financiamento das MPME (Hutchinson e Ray, 1986).

Num contexto de crise, o crédito comercial assume normalmente uma importância maior. Alguns autores (Meltzer, 1960; Schwartz, 1974; Bistrova *et al*, 2011; Rahaman, 2011) sugerem que, principalmente em momentos de crise

económica, o crédito comercial deixa de ser um complemento e passa a ser sobretudo um substituto do crédito financeiro ou bancário.

Laffer (1970) defende que o crédito comercial é uma forma de transferir dinheiro entre empresas com excesso de disponibilidades, ao longo da cadeia de fornecimento, para empresas com necessidade de disponibilidades, sendo que existem simbioses entre as várias empresas da cadeia de fornecimento devido às suas diferenças de disponibilidades ou de acesso ao crédito bancário. Por exemplo, as empresas com acesso fácil e barato a crédito bancário, podem aumentar os seus prazos de recebimentos, como forma de aumentar as vendas a clientes que tenham dificuldade em aceder ao crédito ou para os quais este seja dispendioso.

No que diz respeito à cooperação da cadeia de fornecimento, os fornecedores que investem nos seus clientes, financiando o seu capital circulante, através do crédito comercial, podem beneficiar com a sua sobrevivência e assim manter as suas vendas e inclusive podem aumentá-las com o crescimento dos clientes. Tal pode significar um aumento da quota de mercado dos fornecedores e minorar o problema que o tamanho do mercado impõe muitas vezes ao crescimento da empresa. Assim sendo, o crédito comercial não é encarado como um instrumento de comércio, mas como um instrumento de financiamento (Ferris, 1981; Paul e Wilson, 2007).

O crédito comercial também pode ser encarado como um meio para melhorar a gestão de tesouraria, bem como a redução dos custos relacionados com a detenção do dinheiro. As empresas, num mundo perfeito, deveriam manter uma reserva de caixa para momentos de quebra de tesouraria, despesas não previstas ou para emergências de curto prazo. Os negócios que se baseiam no pagamento imediato acabam por estar muito dependentes financeiramente das vendas diárias e das suas variações. Desta forma, o crédito comercial acaba por fornecer uma previsibilidade dos fluxos financeiros de uma empresa (Schwartz, 1974). Esta previsibilidade acaba por reduzir os custos relacionados com a detenção do dinheiro, pois é possível planificar e organizar as necessidades financeiras para despesas previstas, reduzindo o montante da reserva de caixa

para despesas não previstas (Pike e Chen, 2003; Wilson, 2003), sendo que também se pode argumentar que existe uma partilha de risco (Ferris, 1981; Paul e Boden, 2012).

Alguns autores defendem que o crédito comercial pode reduzir os custos com o financiamento e diminuir também os custos relacionados com o evento (ou eventos) de não pagamento. Em caso de inobservância do pagamento, o fornecedor pode tomar como garantia as mercadorias que têm um valor maior para quem o forneceu, do que para um banco, sendo que, quanto menor é o grau de transformação dos bens, maior é o valor que os mesmos têm para o credor (Petersen e Rajan, 1997; Summers e Wilson, 2002; García-Teruel e Martínez-Solano, 2007).

Atrás já se aludiu a que o risco com o crédito comercial é reduzido, devido ao facto de haver uma relação contínua e acesso a informação privilegiada entre fornecedor e cliente, bem como a existência de uma garantia valorizada pelo fornecedor – o *stock*. No entanto, o risco relacionado com o recebimento do crédito existe e é crucial para as empresas, pois um negócio que venda a prazo (concessão de crédito comercial), sem que seja capaz de cobrar o crédito concedido, colocará em causa a sua continuidade (Bass, 1991), sendo que gerir o capital circulante de uma empresa, de forma a otimizar a gestão do mesmo e a reduzir o risco, é um dos objetivos da gestão da empresa (Pike e Chen, 2003; Paul e Boden, 2012).

A gestão do risco do crédito comercial, através de um portfólio de clientes com graus de risco diferentes, pode ser vantajosa e inclusive fazer parte da estratégia de crescimento da empresa fornecedora (Wells, 2004), todavia, a maior parte das evidências mostra que, como regra, não existe esta preocupação, pois os departamentos ou a filosofia de vendas são muitas das vezes predominantes nas decisões nas MPME, não sendo o risco de crédito comercial analisado (Paul e Boden, 2012).

Esta falta de análise de risco, leva a que muitas vezes o incumprimento do recebimento seja comum. É sobre a previsão do incumprimento que versa o

presente trabalho. Embora sejam conceitos diferentes, o incumprimento será aqui analisado no seu caso extremo – o da insolvência da empresa.

O nível que a relevância do crédito comercial nas fontes de financiamento das empresas (principalmente PME) atinge (ou atingiu), em alguns países, levou a que a nível europeu, este tema tenha sido alvo de bastante preocupação e estudo pela Comissão Europeia.

A 16 de fevereiro de 2011, foi adotada a Diretiva dos Pagamentos Pontuais, no seguimento de uma Diretiva do ano 2000. Esta diretiva devia ter sido transposta para as várias legislações nacionais dos Estados-membros até ao dia 16 de março de 2013. A transposição para o Estado português foi feita através do Decreto-Lei nº 62/2013, de 10 de maio, tendo como objetivo estabelecer medidas contra os atrasos de pagamento nas transações comerciais. Assim, a diretiva obriga a que o prazo máximo para o pagamento das transações comerciais passe a ser de 60 dias, exceto se contratualmente for definido outro prazo, para além disso a partir deste prazo a empresa credora passa a poder cobrar juros de mora e despesas pela cobrança da dívida em falta. Os Estados-membros são também obrigados pela diretiva a assegurar que o credor possa obter um título executivo, dentro de um prazo que não exceda os noventa dias.

Em setembro de 2014, a Divisão de Assuntos Económicos e Financeiros da Comissão Europeia (Connell, 2014) publicou um estudo em que analisa a problemática do atraso do pagamento do crédito comercial a nível europeu, com especial incidência em quatro países do Euro: Portugal, Espanha, Itália e Grécia. Neste estudo foi considerado que o atraso nos pagamentos nestes quatro países é um problema grave, sendo que este problema aumentou nos últimos anos, principalmente em anos de crise. O seu autor, revela que este atraso de pagamentos provoca um aumento dos problemas financeiros das empresas, sendo que, em última análise, pode levar a insolvências de empresas (sobretudo as PME que estão mais expostas a este problema).

Também na previsão da insolvência o crédito comercial acaba por ser fundamental, e vários autores têm dedicado algum estudo a esta temática.

Inversamente, a utilização de crédito comercial, por parte da empresa, é vista também como sendo uma fonte de financiamento onerosa (Petersen e Rajan, 1984), que se traduz numa redução da rentabilidade da empresa, com descontos menores no caso de alongar os seus prazos de pagamentos (Baños-Caballero *et al.*, 2010), sendo que conseqüentemente a sua rentabilidade reduz-se e o risco de insolvência financeira aumenta.

Também Bass (1991) e Wells (2004) constatam que uma boa gestão do crédito comercial pode aumentar a rentabilidade da empresa e conseqüentemente reduzir o risco de insolvência. No entanto, os mesmos autores também advogam que uma má gestão da atribuição do crédito comercial de uma empresa pode levar à insolvência da empresa.

Connel (2014) verificou que, nos países do Sul da Europa, existe uma relação positiva entre o fecho de empresas, quer seja através de insolvências ou de dissoluções, e a dimensão dos prazos de recebimentos, que nestes países são em média mais longos do que nos restantes países europeus.

Baños-Caballero *et al.* (2014) verificaram que, nas PME espanholas, existe um nível ótimo na relação entre o crédito comercial concedido e o aceite. Este nível ótimo permite que a empresa maximize a rentabilidade da empresa, no entanto, à medida que as empresas concedem (ou aceitam) crédito comercial se afastam deste ponto ótimo, a rentabilidade decresce significativamente, colocando em causa a continuidade da empresa, podendo levar à insolvência da mesma.

Martínez-Sola *et al.* (2014) verificaram que a relação entre a concessão de crédito comercial por parte das PME espanholas e a rentabilidade das empresas. Os autores constataram que existe uma relação linear entre a concessão de crédito comercial e a rentabilidade das PME espanholas, no entanto, tal só se verifica em empresas sem constrangimentos financeiros, com maiores sazonalidades na procura e com quotas de mercado significativas, sendo que, nestas condições, a atribuição de crédito comercial, um fator que diminui o risco de insolvência.

Também Battiston *et al.* (2007) estudaram o efeito que o crédito comercial tem na propagação das insolvências ao longo da cadeia de valor. O objetivo dos autores foi o de verificarem o impacto de uma insolvência de uma empresa na cadeia de valor, a jusante e a montante, através das relações de crédito comercial. Os autores verificaram que o crédito comercial é um veículo de propagação de insolvências ao longo da cadeia de valor. Os autores verificaram também, que quando uma empresa entra em insolvência, tanto os seus fornecedores como os seus clientes têm que se adaptar. Durante esse período de adaptação, o risco de insolvência destas empresas aumenta consideravelmente.

Boissay e Gropp (2007) também verificaram que, nas empresas francesas, a propagação de insolvências ao longo da cadeia de valor também e verifica a montante, sendo o crédito comercial o veículo de propagador. Os autores constataram que quando um cliente entra em insolvência, os fornecedores aumentam o risco de insolvência.

III. METODO DE INVESTIGAÇÃO

III.1. Definição do modelo

Pereira *et al.* (2010) elaboraram uma ordenação dos modelos de previsão de insolvência. Tendo em conta 70 trabalhos (equivalente a 119 estudos empíricos), os autores constataram que cerca de 30% dos estudos utilizaram a metodologia *logit*, 26 % a Análise Discriminante (AD) e 13% adotaram as Redes Neurais Artificiais para construir um modelo de previsão de insolvência de empresas. No mesmo estudo, os autores concluem que o modelo *logit* é o que apresenta melhores níveis de fiabilidade com 96%, a AD aparece em terceiro com 90%.

Num outro estudo, Aziz e Dar (2006) também elaboraram uma ordenação com base em 89 estudos publicados (equivalente a 180 estudos empíricos) no qual verificam que a AD é a mais usada (30%) seguida pelo método *logit* (21%). No mesmo estudo, os autores constataram que o grau de fiabilidade foi de 85% e de 89%, respetivamente para a metodologia AD e *logit*. No entanto, os autores referem que a metodologia AD tem em média menos erros na classificação de empresas insolventes como empresas solventes (Erro Tipo I). Sendo este tipo de erro mais oneroso para a empresa, de acordo com Altman *et al.* (1977), então Aziz e Dar consideraram preferível utilizar a AD como metodologia para a construção de modelo de insolvência em detrimento da metodologia *logit*.

Nestes dois estudos o modelo *logit* tem uma maior capacidade discriminante, no entanto Aziz e Dar (2006) fazem referência à menor classificação de empresas insolventes em solventes no modelo de AD. Altman *et al.* (1977) referiram que os custos de classificar uma empresa insolvente como solvente (Erro Tipo I) são cerca de 35% superiores aos custos associados ao erro de classificar uma empresa insolvente como solvente (Erro Tipo II).

Tendo em conta o exposto anteriormente, e tendo em conta que a Análise Multivariada Discriminante apresenta boas taxas discriminativas, cerca de 90% de acordo com o estudo de Pereira *et al.* (2010) e de 85% no estudo de Aziz e Dar

(2006), classificando com menos Erros Tipo I, foi adotada a metodologia Análise Multivariada Discriminante para a construção do modelo de previsão de insolvência de PME dos setores em análise no presente trabalho,

De acordo com Elizabeth Reis (2001), a AD surgiu do “desejo de se distinguir estatisticamente entre dois ou mais grupos de indivíduos, previamente definidos a partir de características conhecidas para todos os membros dos grupos” (pág. 201). Trata-se de uma técnica estatística de análise multivariada de dados, sendo utilizada para encontrar as características que distinguem os membros de um grupo dos de outro e facultar que, conhecidas as características de um membro não considerado inicialmente, se possa prever a que grupo pertence, por exemplo, se pertence a um grupo de empresas insolventes ou empresas solventes. Esta técnica surgiu nos anos 30 do século passado com Ronald Fisher e foi inicialmente aplicada às ciências botânicas, mas rapidamente passou a outros domínios.

Esta metodologia é comumente confundida com o modelo clássico de regressão múltipla, pois ambas as técnicas pretendem inferir algo sobre uma variável dependente. No entanto, são técnicas conceptualmente distintas. Reis (2001) elencou três aspetos que distinguem os dois modelos:

- Primeiro, a regressão múltipla baseia-se no pressuposto que a variável dependente se distribui normalmente, enquanto na AD o pressuposto da normalidade assume-se nas variáveis independentes;
- Segundo, enquanto na regressão múltipla o objetivo é prever a média da população com base nos valores conhecidos das variáveis independentes, na AD o objetivo é classificar os indivíduos com o menor erro possível, com base numa combinação linear das variáveis independentes;
- Por último, enquanto a regressão múltipla utiliza um modelo matemático que permite encontrar estimadores dos parâmetros, a AD utiliza uma estratégia para encontrar processos de classificação de indivíduos.

O procedimento em que assenta esta técnica pode ser resumido da seguinte forma:

- Escolhem-se dois ou mais grupos, por exemplo empresas solventes e empresas insolventes;
- Recolhem-se os dados de cada indivíduo de cada grupo. Por exemplo os dados financeiros de cada empresa que faz parte do grupo das empresas solventes e das empresas insolventes;
- Determina-se a função discriminante que, através do valor obtido e a comparação com um ponto crítico predeterminado pelo modelo, identifica a qual dos grupos pertence cada indivíduo.

O modelo da AD pode ser assim definido por uma função discriminante que reflete a máxima diferença entre os dois grupos considerados, com a seguinte expressão:

$$y = b_0 + b_1.x_1 + b_2.x_2 + b_3.x_3 + \dots + b_n.x_n, \text{ onde:}$$

y é a função discriminante;

b₀ é uma constante;

b₁, b₂, b₃, ..., b_n são coeficientes das variáveis para a predição do grupo a que pertencem;

x₁, x₂, x₃, ..., x_n são as variáveis explicativas (rácios/componentes independentes);

e, n é o número de variáveis explicativas.

Os coeficientes (b_n) são os que asseguram a máxima diferença entre as médias, isto é, os que permitem a máxima separação entre os grupos. O valor (*score*) resultante da função discriminante para uma empresa determina-se substituindo na equação os valores das variáveis explicativas obtendo, deste modo, o *Score* ou a Pontuação Discriminante.

Altman (1968) referiu que as vantagens da utilização desta metodologia são as seguintes:

- Permite traçar uma fronteira clara entre grupos distintos, no caso em estudo, empresas solventes e empresas insolventes;
- Incorpora múltiplas variáveis independentes simultaneamente, ainda que se limite o número de variáveis independentes do modelo ao tamanho da amostra. Ou seja, sendo n o tamanho da amostra, o modelo pode ter até $n-1$ variáveis.

No entanto, Eisenbeis (1977) considera que esta técnica não está isenta de limitações:

- As variáveis independentes dentro de cada grupo devem ter uma distribuição normal;
- As matrizes de dispersão têm que ser iguais em todos os grupos;
- Cada variável tem um contributo individual para o modelo, no entanto não existe um teste capaz de detetar esse impacto.

Reis (2001) listou os pressupostos da função discriminante, observando que, se os mesmos, cumulativamente não se verificarem, a capacidade discriminatória do modelo pode ser colocada em causa:

- Variáveis independentes com distribuição normal multivariada;
- Ausência de multicolinearidade entre as variáveis independentes;
- Matrizes de variância e covariância com igual dispersão;
- Existência de um critério pré-definido que permita separar os indivíduos em dois ou mais grupos;
- O número de observações em cada um dos grupos ser pelo menos dois;
- O número de variáveis independentes explicativas deve ser sempre inferior ao número de observações menos 2²¹.

Ao longo da construção do modelo verificar-se-á se estes pressupostos enunciados por Reis são cumpridos. Em todo o caso, caso os pressupostos não sejam integralmente satisfeitos, iremos seguir na construção do modelo, pois,

²¹ Altman (1968) considerou que o número máximo de variáveis é igual ao tamanho da amostra menos 1, ou seja, entre os dois autores existe uma diferença no valor máximo das variáveis.

ainda de acordo com Reis (2001), muitas vezes se pode aceitar um modelo mesmo com a violação destes pressupostos, principalmente o pressuposto da normalidade e da igualdade de variâncias e covariâncias. A autora refere que se a percentagem classificações corretas for “elevada, a violação dos pressupostos não é muito grave; no entanto, se a percentagem de classificações corretas for pequena, não é possível distinguir se isso se deve ao facto de não terem sido respeitados os pressupostos na análise ou se estamos perante um conjunto de variáveis com fraco poder para discriminar os grupos de indivíduos”.

Assim sendo, iremos analisar *a posteriori*, com a avaliação da capacidade preditiva do modelo, se aceitamos o modelo, mesmo que não sejam cumpridos todos os pressupostos da análise multivariada discriminante.

III.2. Amostra

Os dados financeiros das empresas da amostra utilizados para o presente estudo foram gentilmente cedidos pela Informa DB.

A amostra é constituída por empresas MPME, sendo consideradas MPME as empresas que simultaneamente se enquadrem nos seguintes critérios, de acordo com a Diretiva 2003/361/CE, de 6 de maio de 2003: menos de 250 trabalhadores; e, apresentar um Volume de Negócios inferior a 50 milhões de euros ou o total do Balanço inferior a 43 milhões de euros; e, não ser detida em mais de 25% (ou 25% dos votos) por uma empresa não qualificada como MPME.

O setor que estudado no presente trabalho é o setor de Comércio de Materiais de Construção. Este setor é essencialmente constituído por dois Códigos de Atividades Económicas (CAE): CAE 46732, comércio por grosso de materiais de construção (exceto madeira); e CAE 47523, comércio de *bricolage*, equipamento sanitário, ladrilhos e materiais similares, em estabelecimentos especializados.

De acordo com o Instituto Nacional de Estatística (INE), tendo em conta o critério do número de trabalhadores inferior a 250, em 2012 estes dois setores de atividade eram constituídos por 5.840 empresas (cerca de 0,5% do total das

empresas nacionais), sendo que 5.836 eram consideradas MPME (cerca de 0,5% do total das MPME do território nacional). Quanto ao Valor Acrescentado Bruto (VAB), os dados disponíveis para 2012, apontam para um valor de 455.665 milhares de euros (cerca de 0,6% do VAB total do país). No que diz respeito ao número de pessoas ao serviço nas empresas, estes dois setores de atividade absorvem 0,7% do total de pessoas ao serviço das empresas²².

Tabela 1 – Dados do Setor

Ano: 2012	46732	47523	Total CAE em estudo	Total Nacional	%
Número de Empresas	2 711	3 129	5 840	1 062 782	0,5%
Número de MPME (< 250 trabalhadores)	2 710	3 126	5 836	1 061 952	0,5%
Número de Trabalhadores ao Serviço	11 980	13 833	25 813	3 511 666	0,7%
Valor Acrescentado Bruto em Euros	237 981 681	217 683 817	455 665 498	75 968 968 067	0,6%

(Fonte: INE, Elaboração Própria)

Foram utilizadas duas amostras de empresas, sendo uma constituída por empresas PME localizadas no território nacional que solicitaram a insolvência no ano de 2008 e outra por empresas PME, também localizadas em território nacional, que solicitaram a insolvência no ano 2014. Para cada uma das amostras foi escolhida um grupo de teste de empresas equivalentes que não solicitaram a insolvência. Tentou-se que as empresas do grupo de este fossem comparáveis com as empresas insolventes através do CAE e no valor do Ativo total a dois anos do ano de insolvência ou no número de trabalhadores.

Optou-se pela comparação a dois anos do ano do evento de insolvência devido a dois fatores: primeiro, o número de trabalhadores baixa nos últimos meses de vida de uma empresa, principalmente através da saída dos trabalhadores para outras empresas; em segundo lugar, o valor do Ativo também se deteriora ao longo dos anos pré insolvência. Tendo em conta estes dois fatores, e os critérios da seleção da segunda amostra, optou-se pela comparação a dois anos pois no ano anterior as empresas podem não ser comparáveis.

²² Para efeitos desta variável estatística, de acordo com o INE, só se consideram trabalhadores por conta de outrem, pelo que trabalhadores sem contrato (a termo ou sem termo), ou em regime de prestação de serviços não estão contabilizadas nesta variável.

Após a seleção das empresas de acordo com os dois fatores atrás referidos, fez-se uma escolha aleatória até ter o conjunto de empresas solventes em número igual ao do conjunto de empresas insolventes.

No ano 2008, entraram em insolvência 61 empresas destes dois setores, 48 no CAE 46732 e 13 no CAE 47523. No ano 2014, pediram insolvência, 97 empresas: 57 insolvências no CAE 46732 e 40 insolvências no CAE 47523. Para efeitos do presente trabalho, o momento da insolvência é considerado o ano em que a empresa, ou algum dos seus credores, apresenta, ou solicita, a insolvência no Tribunal. Sendo que o presente trabalho baseia-se em dados financeiros das empresas obtidos através das contas anuais publicadas, foram excluídas da amostra as empresas que não publicaram as contas anuais.

Atualmente as empresas reportam as suas contas anuais através da Informação Empresarial Simplificada (IES). A IES tem, legalmente, que ser entregue até julho do ano seguinte ao ano de referência das contas anuais, no entanto, devido a constrangimentos técnicos da plataforma informática que suporta a entrega da IES, tem sido adiado o prazo, sendo que algumas vezes o prazo de entrega poderá ser posterior ao momento de pedido de insolvência. Neste caso, e apesar da obrigação de entregar a IES subsistir, as coimas associadas à não entrega são da responsabilidade da massa insolvente, muitas vezes com um valor muito reduzido face às responsabilidades, e poucas vezes são aplicadas. Também Neves e Silva (1998) constaram este problema no estudo de previsão da insolvência que realizaram.

O facto de existirem poucas empresas com contas anuais publicadas referentes ao ano anterior da insolvência, cerca de 14% do total das empresas insolventes nos anos em análise, pode colocar problemas de representatividade ao modelo²³. É difícil assegurar que a amostra seja representativa do universo de empresas que solicitaram a insolvência devido ao reduzido número de empresas que fazem parte da mesma.

²³ De um total de 61 empresas que entraram em insolvência em 2008, apenas 10 entregaram as contas estatutárias referentes ao ano de 2007. Das 97 empresas que solicitaram insolvência em 2014, apenas 13 entregaram as contas estatutárias de 2013.

O número reduzido da amostra de empresas com contas publicadas no ano anterior ao da insolvência, levou-nos a fazer a mesma análise de empresas disponíveis para integrar a amostra com contas disponíveis a dois anos do ano de insolvência, de forma a ter uma amostra com maior número de observações e, desta forma, reduzir os problemas de representatividade.

Com a previsão a dois anos, as amostras passaram a ser constituídas por 12 empresas em 2008 (contas publicadas referentes a 2006) e 20 em 2014 (contas publicadas referentes ao ano de 2012), passando a contar nas amostras um total, dos dois anos da análise, 2008 e 2014, 20% do total das empresas que entraram em insolvência. As amostras contêm 20% das empresas que entraram em insolvência no ano 2008 e 20% das empresas que entraram em insolvência no ano 2014.

No ano 2014, das 20 empresas insolventes que integram a amostra, 11 são do CAE 46732 e 9 são do CAE 47523. Relativamente ao ano de 2008, das 12 empresas insolventes, 8 são do CAE 46732 e 4 do CAE 47523.

Visto que o número de empresas é maior adaptou-se o estudo para a previsão da insolvência para dois anos, reduzindo assim a probabilidade de eventuais desvios do modelo provocados por um baixo número de empresas, muito embora, a maioria dos estudos centrem a previsão da insolvência a um ano.

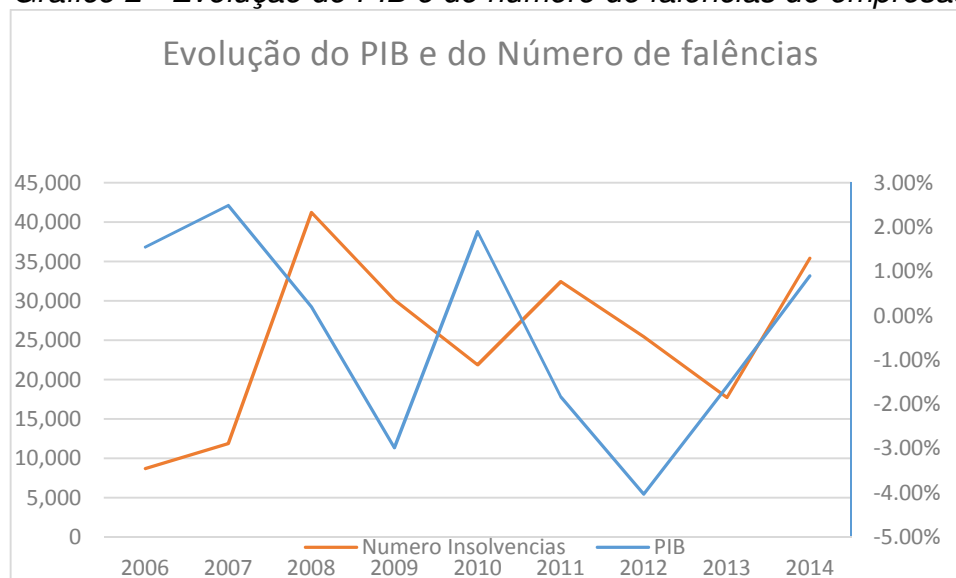
Ainda que o estudo seja a dois anos, na realidade, o intervalo temporal do estudo baseia-se numa amostra com previsão que pode ir dos 630 dias (2 anos) aos 366 dias (1 ano e um dia). Por exemplo, na amostra de empresas que solicitaram a insolvência no ano de 2014, as contas que serviram de objeto ao estudo estão referenciadas a 31/12/2012, sendo que o intervalo de data de insolvência se inicie a 1 de janeiro de 2014 e se finalize a 31 de dezembro de 2014.

A razão da escolha destes dois períodos relaciona-se com o comportamento da economia, e devido a sabermos que é comumente aceite que o número de insolvências está diretamente relacionado com o comportamento da economia.

Em regra, aceita-se que o número de insolvências aumenta quando se regista um decréscimo da atividade económica, e que diminui quando a economia cresce. Assim, pretende-se saber com a análise dos dois períodos considerados, se um modelo de previsão pode ser aplicado com sucesso a momentos em que a economia se expande ou se contrai, ou se as variáveis explicativas do modelo são diferentes consoante o comportamento da economia.

A escolha destes dois períodos esteve relacionada com a evolução do Produto Interno Bruto (PIB). Conforme se verifica no Gráfico 2, o ano de 2008 foi o ano final de uma série de anos em que houve uma expansão do PIB e o ano de 2014, ao inverso, embora com uma ligeira subida do Produto, foi o ano final de um período em que este indicador apresentou uma retração.

Gráfico 2 - Evolução do PIB e do número de falências de empresas



(Fonte: PORDATA, Elaboração Própria)

Para cada um dos períodos foi definida uma segunda amostra com igual número de empresas comparáveis que não entraram em insolvência nos respetivos períodos, e que serviu de teste para comparar os resultados. Como já foi referido anteriormente, esta segunda amostra foi constituída, aleatoriamente, por empresas solventes, do mesmo CAE das insolventes, comparáveis pelo número de trabalhadores e pelo valor do Ativo no ano de 2012, no caso da amostra para 2014, e no ano 2006 para as empresas que entraram em

insolvência no ano de 2008, ou seja, dois anos antes do ano de insolvência, sendo que os anos em análise têm um comportamento da economia semelhante ao do ano de insolvência (2008 e 2006 são anos de expansão económica e 2014 e 2012 são anos de recessão económica).

Resumindo, a escolha das amostras teve por base os seguintes critérios:

- Primeiro, as empresas que entram na amostra têm que ser consideradas como MPME de acordo com a legislação comunitária;
- Segundo, as empresas devem ter como setor de atividade principal o CAE 46732 ou 47523;
- Terceiro, as empresas a inserir na amostra devem ter solicitado a insolvência, ou alguém solicitou a insolvência sobre a empresa, durante o ano de 2014 ou de 2008;
- Quarto, as empresas devem ter entregado a IES do ano 2012 e do ano 2006;
- Quinto, as empresas para a amostra de teste, empresas solventes, devem ser semelhantes a dois anos do ano de insolvência, valor do ativo ou número de trabalhadores e serem distribuídas de igual número por setor de atividade.

Tendo em conta estes critérios teremos, para a análise do período de 2008, uma amostra que é constituída por 12 empresas insolventes e 12 empresas não insolventes, num total de 24 empresas, designada por amostra de 2008, e uma amostra para análise do ano 2014, a amostra foi constituída por um total de 40 empresas, sendo 20 solventes e 20 insolventes, designando-se este conjunto de empresas por amostra de 2014.

Com base nas duas amostras, para cada um dos períodos em análise, foram criados dois modelos baseados nos dados financeiros das empresas de dois anos antes (n-2) ao do momento da insolvência. Verificou-se a capacidade preditiva dos modelos nos anos n-2 e nos anos n-1.

III.3. Variáveis do modelo

Para a construção do modelo foram consideradas as variáveis/rácios, obtidas através das Demonstrações Financeiras publicadas, que foram utilizadas em modelos citados no presente trabalho e que se encontram resumidas, e codificados, na Tabela 2. A este conjunto pré-definido de rácios, foram adicionados quatro rácios relacionados com a tesouraria da empresa, R29 (Clientes / Vendas), R30 (Fornecedores / Compras), R31 (Existências / Custo das Mercadorias Vendidas e das Matérias Consumidas (CMVMC)) e R32 ((Clientes + Existências – Fornecedores) / Vendas), no sentido de aferir se as dificuldades de tesouraria são discriminantes no presente estudo. A estes rácios juntaram-se quatro rácios, pelo facto de se tratarem rácios de tesouraria, relacionados com a temática do Crédito Comercial, e por forma a verificar se problemas de tesouraria são indiciadores de insolvência na amostra em estudo, conforme é referido em alguma literatura já anteriormente referenciada (Connell, 2014; Baños-Caballero *et al.*, 2014).

Tabela 2 – Rácios Financeiros

Código	Rácios	Autores																		
		Bureau of Business Research (1930)	Fitzpatrick (1932)	Smith e Winakor (1935)	Merwin (1942)	Jackendoff (1962)	Beaver (1966)	Altman 1968	Deakin (1972)	Ohlson (1980)	Legault (1987)	Coats and Fant (1993)	Carvalho das Neves e Andrade e Silva (1998)	Santos (2000)	Silva (2010)	Gerardo (2005)	Barros (2008)	Nunes (2012)	Brédart (2014)	Pacheco (2015)
R01	Ativo corrente / Passivo corrente	X	X	X	X														X	
R02	Disponibilidades / Ativo total	X	X																	X
R03	Ativo não corrente / Ativo total	X																		
R04	Capital próprio / Ativo total	X								X									X	X
R05	Fundo de maneo / Ativo		X	X	X															
R06	Vendas / Ativo total	X						X			X							X		
R07	Capital próprio / Passivo total		X	X			X				X							X		
R08	Ativo corrente / Ativo total			X					X			X	X							
R09	Resultado líquido / Passivo total						X													
R10	Resultado líquido / Vendas						X													
R11	(Ativo corrente - Passivo corrente) / Ativo total							X			X							X		
R12	Resultado antes de juros e impostos / Ativo total							X			X				X	X				
R13	Resultado líquido / Ativo total							X	X		X					X		X	X	
R14	(Ativo corrente - Inventários) / Passivo corrente								X											
R15	Passivo total / Ativo total									X								X		X
R16	Capital próprio / Vendas												X							
R17	Passivo total / Fundo Maneio												X							
R18	Resultados transitados / Ativo total											X								
R19	EBITDA / Ativo total						X			X		X								X
R20	Estado / Vendas										X									
R21	Financiamento corrente / Ativo corrente										X									
R22	Custos financeiros / Passivo total														X					
R23	Passivo corrente / Passivo total												X							
R24	EBITDA / Vendas													X					X	
R25	(Capital próprio + Passivo não corrente) / Passivo total																		X	
R26	Clientes / Vendas																			
R27	Fornecedores / CMVMC																			
R28	Existências / CMVMC																			
R29	(Clientes + Existências - Fornecedores) / Vendas																			

De seguida apresenta-se uma descrição dos vários indicadores que iremos analisar bem como o sinal expectável para os mesmos. Os rácios referenciados podem ser analisados da seguinte forma:

- **R01 (Ativo corrente / Passivo corrente)** – também designado de rácio de liquidez geral expressa a capacidade da empresa solver os seus compromissos de curto prazo, sendo que, na perspetiva tradicional, valores inferiores a 1 podem revelar algumas dificuldades de tesouraria no curto prazo e portanto maior probabilidade de insolvência da empresa (Smith e Winakor, 1935; Jackendoff, 1962; Brédart, 2014);
- **R02 (Disponibilidades / Ativo total)** representa a percentagem do Ativo de uma empresa que é constituída por disponibilidades imediatas (Caixa, Depósitos bancários...), sendo que uma das

razões da insolvência a incapacidade da empresa satisfazer os seus compromissos, valores baixos deste rácio serão indicadores de possível insolvência (Smith e Winakor, 1935; Pacheco, 2015)

- **R03 (Ativo não corrente / Ativo total)** traduz em percentagem o Ativo não corrente, que tem menos capacidade de gerar liquidez, sobre o Ativo total. Valores elevados serão indiciadores de dificuldades das empresas em cumprir com as suas obrigações (Bureau of Business Research, 1930);
- **R04 (Capital próprio / Ativo total)**, também designado de rácio de autonomia financeira, indica a percentagem do ativo que é financiada sem recorrer a capitais alheios (passivo). Valores negativos são indiciadores de uma insolvência eminente, pois resulta de uma situação líquida negativa (Legault, 1987; Brédart, 2014; Pacheco, 2015);
- **R05 (Fundo de maneiio / Ativo total)**, este rácio mede o valor do Ativo circulante (Clientes e Existências) líquido do Passivo circulante (Fornecedores) em relação ao Ativo. Empresas com valores deste rácio reduzidos denotam normalmente um risco de insolvência elevado (Merwin, 1942; Jackendoff, 1962);
- **R06 (Vendas / Ativo total)**, pode ser designado por Rotação do Ativo, e mede o grau de eficácia das vendas na utilização do Ativo e o número de vezes que o valor do Ativo se renova em função do valor das vendas. Quanto maior for este rácio, maior será, em principio, a eficácia da empresa e menor o risco de insolvência (Altman, 1968; Coats and Fant, 1933; Barros, 2008);
- **R07 (Capital próprio / Passivo total)**, designado normalmente de Solvabilidade, permite analisar a capacidade de a empresa solver os seus compromissos a médio e longo prazo. Valores reduzidos, tendem a significar uma empresa com elevado nível de endividamento e com maior probabilidade de insolvência (Merwin, 1942; Altman, 1968; Barros, 2008)

- **R08 (Ativo corrente / Ativo total)**, reflete a percentagem do Ativo que é constituída pelo Ativo mais rapidamente realizável, sendo que valores baixos poderão indiciar que no futuro a empresa não terá fluxos de tesouraria para satisfazer as responsabilidades financeiras (Smith e Winakor, 1935; Deakin, 1972)
- **R09 (Resultado líquido / Passivo)**, rácio que indica o valor potencial de redução do Passivo através dos Resultados líquidos de uma empresa caso Ativo se mantenha. Valores reduzidos ou negativos do rácio indicam que o passivo tenderá a aumentar e a probabilidade de insolvência aumenta (Deakin, 1972);
- **R10 (Resultado líquido / Vendas)**, trata-se de um rácio de rentabilidade das vendas e indica-nos a capacidade das vendas gerarem resultados para a empresa. Valores baixos ou negativos representam margens operacionais insuficientes para a estrutura de custos e como tal indiciadores de insolvência (Beaver, 1966);
- **R11 ((Ativo corrente – Passivo corrente) / Ativo total)**, à semelhança do R05 compara o Ativo de curto prazo líquido do Passivo de curto prazo com o total do Ativo. Empresas com valores deste rácio muito elevados denotam normalmente um risco de insolvência elevado (Altman, 1968). Este rácio é muito idêntico em termos patrimoniais ao R05, no entanto apresenta valores distintos pois inclui outros saldos que não os de clientes, existências e fornecedores. Os saldos que inclui são por exemplo, Estado, Outros Devedores e Credores considerados como correntes;
- **R12 (EBIT / Ativo total)**, também denominado de rendibilidade económica, mede do ponto de vista do proprietário, a rendibilidade do investimento. Valores reduzidos ou negativos indicam resultados operacionais baixos ou negativos e são um sintoma de insolvência (Altman, 1968; Gerardo, 2005; Barros, 2008);
- **R13 (Resultado líquido / Ativo total)**, tal como o R12, é um rácio de rendibilidade e mede a rentabilidade do Ativo. Valores baixos

serão um sintoma de uma possível insolvência (Altman, 1968; Ohlson, 1980; Brédart, 2014)

- **R14 ((Ativo corrente – Inventários) / Passivo corrente)**, também se pode designar rácio de liquidez reduzida, compara as dívidas a receber e as disponibilidades com as dívidas a pagar. Valores baixos deste rácio podem indiciar que a empresa não tem capacidade de solver os compromissos no curto prazo (Deakin, 1972);
- **R15 (Passivo Total / Ativo Total)**, indicador que indica uma percentagem do valor 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 insolvência iminente (Ohlson, 1980);
- **R16 (Capital próprio / Vendas)**, rácio de rendibilidade do capital próprio em função das vendas. Valores baixos ou negativos deste rácio indiciam a insolvência de uma empresa (Santos, 2000);
- **R17 (Passivo / Fundo de maneio)**, este rácio compara o valor do Passivo com o Fundo de maneio. Quanto menor for este rácio, maior será o risco de insolvência de uma empresa (Santos, 2000);
- **R18 (Resultados transitados / Ativo)**, indica-nos a percentagem de Resultados não distribuídos, como por exemplo Reservas e Resultados transitados, que serviram para financiar o valor do Ativo. Valores reduzidos ou negativos são indiciadores de resultados transitados baixos ou negativos e indiciadores de insolvência (Neves e Silva, 1998);
- **R19 (EBITDA / Ativo total)**, rácio de rendibilidade que compara a margem operacional sem amortizações ou provisões de uma empresa com o seu Ativo. Valores baixos podem ser indiciadores de insolvência (Beaver, 1966; Legault, 1987)
- **R20 (Estado / Vendas)**, rácio que compara o valor de dívida ao Estado com o valor das Vendas. Valores muito elevados deste rácio podem ser indiciadores de problemas de dívidas ao Estado e consequentemente de continuidade da empresa, sendo que as

Vendas podem ser insuficientes para gerar fundos para pagar ao Estado (Neves e Silva, 1998);

- **R21 (Financiamento corrente / Ativo corrente)**, reflete a capacidade da empresa gerar fundos para liquidar responsabilidades de financiamento de curto prazo. Valores elevados podem significar incapacidade da empresa em solver os seus compromissos de curto prazo e como tal indicadores de insolvência (Neves e Silva, 1998);
- **R22 (Custos de financiamento / Passivo total)**, rácio que traduz o valor médio do custo da dívida a terceiros que a empresa detém. Valores elevados podem indicar um custo elevado da dívida e como tal colocar em causa a rentabilidade e viabilidade da empresa (Gerardo, 2005)
- **R23 (Passivo corrente / Passivo total)**, indica a percentagem do valor do Passivo total que corresponde ao Passivo corrente. Valores elevados deste rácio indicam alguma pressão na tesouraria da empresa pelo que são indicadores de insolvência (Silva, 2012);
- **R24 (EBITDA / Vendas)**, tal como o R12, reflete a rentabilidade das Vendas. Indica a contribuição de cada unidade vendida com a contribuição na margem operacional da empresa. Valores baixos ou negativos serão indicadores de insolvência (Nunes, 2012);
- **R25 ((Capital Próprio + Passivo não corrente) / Passivo total)**, à semelhança do R07 é um rácio de solvabilidade, mas relaciona para um determinado nível de Passivo os valores de Capitais alheios estáveis. Um valor reduzido traduz-se numa menor estabilidade de capitais de terceiros e portanto maior pressão na tesouraria de curto prazo, sendo indicador de insolvência (Nunes, 2012)
- **R26 (Clientes / Vendas)**, é um rácio de tesouraria que traduz em média o tempo que a empresa demora a receber dos seus clientes. Valores elevados tendem a ser indicadores de dificuldades em cobrar de forma eficiente dos clientes, pelo que será indicador de uma insolvência.

- **R27 (Fornecedores / (CMVMC + FSE))**, tal como o R29 é um rácio de tesouraria e traduz o tempo em que a empresa em média paga aos seus fornecedores. Valores elevados tendem a significar alguma dificuldade de a empresa solver os seus compromissos de exploração;
- **R28 (Existências / CMVMC)**, é um rácio que indica o tempo médio em que as existências se encontram em armazém da empresa. Valores elevados tendem a significar que *stocks* elevados em relação às necessidades e como tal podem trazer dificuldades de tesouraria no futuro;
- **R29 ((Clientes + Existências – Fornecedores) / Vendas)**, é um rácio de rotação que nos informa sobre a relação entre o ciclo de tesouraria e a relação com as vendas. Valores elevados podem significar dificuldades de receber dos clientes e de escoar *stocks* em relação aos pagamentos a fornecedores. Sendo que um valor elevado pode revelar dificuldades de tesouraria no futuro.

IV.RESULTADOS

Com as variáveis a estudar no modelo analisadas e com os valores expectáveis, seguiremos para a construção do modelo, fazendo primeiramente uma análise univariada dos dados e posteriormente uma análise multivariada.

Os modelos de previsão de insolvência a seguir desenvolvidos foram construídos com recurso ao Programa SAS (Statistical Analysis System) University Edition 3.3 (Basic Edition).

IV.1. Análise Univariada

Na presente parte do trabalho pretende-se verificar se, isoladamente, os rácios podem ser classificadores e preditores de insolvência.

Para tal analisam-se as médias dos vários rácios e os respetivos desvios-padrão, e efetua-se um teste para verificar se as médias são significativamente diferentes. Iremos utilizar o teste *t*. Neste teste testam-se duas hipóteses: A hipótese nula, em que as médias dos dois grupos de empresas, solventes e insolventes, são iguais; e a hipótese alternativa em que as médias dos dois grupos de empresas são diferentes.

O Teste *t* compara o valor absoluto da estatística *t* calculado da amostra com a estatística *t* tendo em conta o número de observações e o intervalo de confiança. No programa SAS podemos comparar o nível de confiança (0,05) com o *p-value*. Se o *p-value* for superior a 0,05 aceita-se a hipótese nula, se for inferior ou igual rejeita-se a hipótese nula e aceita-se que as médias dos dois grupos são significativamente diferentes.

Para o ano 2014, analisando os resultados da Tabela 3, concluímos que os rácios que diferenciam as empresas solventes das insolventes são R02, R03, R06, R08, R14, R16, R17, R20, R21, R23, R25, R26, R28 e R29 (estão a sombreado os rácios que obtiveram um valor significativo).

Tabela 3 - Rácios médios, desvios-padrão e teste t das duas subamostras do ano 2014

Código	Rácios	Grupo	n	Variáveis estatísticas			
				Média	Desvio-padrão	t	p value
R01	Ativo corrente / Passivo corrente	Solventes	20	2,3227	2,1331	-2,16	0,0373
		Insolventes	20	1,2301	0,7603		
R02	Disponibilidades / Ativo total	Solventes	20	0,1009	0,1307	-1,92	0,0623
		Insolventes	20	0,0389	0,0615		
R03	Ativo não corrente / Ativo total	Solventes	20	0,2692	0,2120	0,46	0,6446
		Insolventes	20	0,3054	0,2762		
R04	Capital próprio / Ativo total	Solventes	20	0,4092	0,2610	-3,33	0,0020
		Insolventes	20	0,0211	0,4518		
R05	Fundo de maneo / Ativo	Solventes	20	0,3766	0,2582	-2,30	0,0270
		Insolventes	20	0,1812	0,2787		
R06	Vendas / Ativo total	Solventes	20	0,9399	0,5889	-1,96	0,0572
		Insolventes	20	0,5959	0,5181		
R07	Capital próprio / Passivo total	Solventes	20	1,4865	2,4706	-2,09	0,0432
		Insolventes	20	0,2840	0,7113		
R08	Ativo corrente / Ativo total	Solventes	20	0,7308	0,2120	-0,96	0,3445
		Insolventes	20	0,6946	0,2762		
R09	Resultado líquido / Passivo total	Solventes	20	0,0000	0,0717	-3,73	0,0006
		Insolventes	20	-0,1430	0,1558		
R10	Resultado líquido / Vendas	Solventes	20	-0,0092	0,0457	-3,78	0,0005
		Insolventes	20	-0,4458	0,5145		
R11	(Ativo corrente - Passivo corrente) / Ativo total	Solventes	20	0,2549	0,3028	-2,52	0,0162
		Insolventes	20	-0,0052	0,3493		
R12	Resultado antes de juros e impostos / Ativo total	Solventes	20	-0,0035	0,0402	-3,34	0,0019
		Insolventes	20	-0,1498	0,1920		
R13	Resultado líquido / Ativo total	Solventes	20	-0,0068	0,0383	-3,32	0,0020
		Insolventes	20	-0,1514	0,1911		
R14	(Ativo corrente - Inventários) / Passivo corrente	Solventes	20	1,4709	1,7306	-1,69	0,1002
		Insolventes	20	0,7808	0,5983		
R15	Passivo total / Ativo total	Solventes	20	0,5908	0,2610	3,33	0,0020
		Insolventes	20	0,9789	0,4518		
R16	Capital próprio / Vendas	Solventes	20	0,5310	0,5197	-1,16	0,2529
		Insolventes	20	0,0210	1,8947		
R17	Passivo total / Fundo Maneio	Solventes	20	-3,6020	21,4795	1,14	0,2594
		Insolventes	20	2,3893	9,2909		
R18	Resultados transitados / Ativo total	Solventes	20	0,2041	0,3225	-2,60	0,0132
		Insolventes	20	-0,0877	0,3850		
R19	EBITDA / Ativo total	Solventes	20	0,0249	0,0376	-3,06	0,0040
		Insolventes	20	-0,1090	0,1920		
R20	Estado / Vendas	Solventes	20	-0,0261	0,1451	1,52	0,1378
		Insolventes	20	0,0766	0,2660		
R21	Financiamento corrente / Ativo corrente	Solventes	20	0,1648	0,2372	0,39	0,6992
		Insolventes	20	0,2244	0,6424		
R22	Custos financeiros / Passivo total	Solventes	20	0,0097	0,0146	2,04	0,0479
		Insolventes	20	0,0231	0,0256		
R23	Passivo corrente / Passivo total	Solventes	20	0,8439	0,2592	-1,54	0,1330
		Insolventes	20	0,7238	0,2348		
R24	EBITDA / Vendas	Solventes	20	0,0316	0,0517	-3,34	0,0019
		Insolventes	20	-0,3422	0,4985		
R25	(Capital próprio + Passivo não corrente) / Passivo total	Solventes	20	1,6426	2,4161	-1,93	0,0615
		Insolventes	20	0,5601	0,6867		
R26	Clientes / Vendas	Solventes	20	0,3458	0,2531	1,55	0,1289
		Insolventes	20	2,0818	4,9948		
R27	Fornecedores / (CMVMC + FSE)	Solventes	20	0,3781	0,5238	2,18	0,0353
		Insolventes	20	1,6671	2,5886		
R28	Existências / CMVMC	Solventes	20	1,1264	2,9903	-0,35	0,7284
		Insolventes	20	0,8853	0,7477		
R29	(Clientes + Existências - Fornecedores) / Vendas	Solventes	20	0,5326	0,7122	0,45	0,6546
		Insolventes	20	0,7747	2,2937		

Analisando a Tabela 4 através das médias e desvios-padrão dos vários rácios para 2008, encontram-se alguns valores diferenciadores.

Pela análise do *p-value* determinado através da estatística *t* interessa averiguar as variáveis com *p-values* inferiores a 0,05. Nestes casos, rejeita-se a hipótese nula e aceita-se a hipótese alternativa em que as médias são significativamente diferentes. Estão nesta situação no ano de 2008 as variáveis R02, R03, R08, R10, R12, R13, R14, R16, R17, R20, R21, R22, R23, R24, R25,

R26, R27, R28 e R29. Quer isto dizer que estas variáveis, de forma isolada, explicam a classificação de uma empresa como insolvente ou solvente.

Tabela 4 - Rácios médios, desvios-padrão e teste t das duas subamostras do ano 2008

Código	Rácios	Grupo	n	Variáveis estatísticas			
				Média	Desvio-padrão	t	p value
R01	Ativo corrente / Passivo corrente	Solventes	12	1,4898	0,7754	-1,54	0,1380
		Insolventes	12	1,0389	0,6546		
R02	Disponibilidades / Ativo total	Solventes	12	0,0599	0,0749	1,16	0,2601
		Insolventes	12	0,1198	0,1633		
R03	Ativo não corrente / Ativo total	Solventes	12	0,1172	0,1263	0,92	0,3679
		Insolventes	12	0,1747	0,1764		
R04	Capital próprio / Ativo total	Solventes	12	0,2985	0,2000	-2,53	0,0189
		Insolventes	12	-0,0606	0,4485		
R05	Fundo de maneo / Ativo	Solventes	12	0,4856	0,2063	-2,71	0,0129
		Insolventes	12	0,0391	0,5323		
R06	Vendas / Ativo total	Solventes	12	1,4070	0,6725	-2,27	0,0337
		Insolventes	12	0,8047	0,6294		
R07	Capital próprio / Passivo total	Solventes	12	0,6345	0,8806	-2,18	0,0403
		Insolventes	12	0,0476	0,3082		
R08	Ativo corrente / Ativo total	Solventes	12	0,8828	0,1263	-0,92	-0,3679
		Insolventes	12	0,8253	0,1764		
R09	Resultado líquido / Passivo total	Solventes	12	0,0867	0,1733	-2,39	0,0258
		Insolventes	12	-0,1158	0,2367		
R10	Resultado líquido / Vendas	Solventes	12	0,0331	0,0505	-1,26	0,2226
		Insolventes	12	-1,5980	4,5013		
R11	(Ativo corrente - Passivo corrente)/Ativo total	Solventes	12	0,2165	0,2129	-2,41	0,0250
		Insolventes	12	-0,1282	0,4483		
R12	Resultado antes de juros e impostos / Ativo total	Solventes	12	0,0583	0,0431	-1,57	0,1306
		Insolventes	12	-0,1734	0,5091		
R13	Resultado líquido / Ativo total	Solventes	12	0,0362	0,0423	-1,53	0,1392
		Insolventes	12	-0,2089	0,5518		
R14	(Ativo corrente - Inventários)/Passivo corrente	Solventes	12	0,9957	0,9537	-0,78	0,4462
		Insolventes	12	0,7433	0,6006		
R15	Passivo total / Ativo total	Solventes	12	0,7015	0,2000	2,53	0,0189
		Insolventes	12	1,0606	0,4485		
R16	Capital próprio / Vendas	Solventes	12	0,2783	0,2937	-1,07	0,2952
		Insolventes	12	-5,0892	17,3389		
R17	Passivo total / Fundo Maneio	Solventes	12	1,8198	1,1715	-0,96	0,3460
		Insolventes	12	-11,8115	49,0167		
R18	Resultados transitados / Ativo total	Solventes	12	0,1439	0,1328	-4,10	0,0005
		Insolventes	12	-0,0602	0,1101		
R19	EBITDA / Ativo total	Solventes	12	0,0876	0,0557	-3,35	0,0029
		Insolventes	12	-0,0420	0,1219		
R20	Estado / Vendas	Solventes	12	0,0150	0,0220	1,01	0,3233
		Insolventes	12	2,1676	7,3804		
R21	Financiamento corrente / Ativo corrente	Solventes	12	0,1404	0,1217	0,66	0,5135
		Insolventes	12	0,1852	0,1991		
R22	Custos financeiros / Passivo total	Solventes	12	0,0282	0,0226	0,86	0,4014
		Insolventes	12	0,0406	0,0449		
R23	Passivo corrente / Passivo total	Solventes	12	0,9620	0,0888	-1,38	0,1823
		Insolventes	12	0,8931	0,1490		
R24	EBITDA / Vendas	Solventes	12	0,0775	0,0754	-1,91	0,0689
		Insolventes	12	-0,2222	0,5374		
R25	(Capital próprio + Passivo não corrente) / Passivo total	Solventes	12	0,6724	0,8588	-1,90	0,0706
		Insolventes	12	0,1546	0,3923		
R26	Clientes / Vendas	Solventes	12	0,3469	0,1933	1,00	0,3277
		Insolventes	12	8,5224	28,2925		
R27	Fornecedores / (CMVMC + FSE)	Solventes	12	0,2799	0,2124	1,22	0,2364
		Insolventes	12	3,7463	9,8615		
R28	Existências / CMVMC	Solventes	12	0,4202	0,4217	1,01	0,3251
		Insolventes	12	18,5092	62,2538		
R29	(Clientes + Existências - Fornecedores) / Vendas	Solventes	12	0,5013	0,5890	-2,01	0,0571
		Insolventes	12	-0,3708	1,3846		

Tendo em conta os resultados dos testes às médias das duas amostras, ano 2008 e 2014, verificou-se que apenas os rácios R02, R03, R08, R14, R16, R17, R20, R21, R23, R25, R26, R28 e R29 são diferenciadores tanto em anos de retração como de expansão económica. Tal como esperado, um valor baixo deste rácio significa que uma empresa pode entrar em situação de insolvência.

Em anos de retração os rácios R10, R12, R13, R22, R24 e R27 também podem ser indiciadores de insolvência. No caso de anos de crescimento económico, o rácio R06 indicia sintoma de uma possível insolvência de uma empresa.

IV.2. Análise Multivariada

Como foi referido no ponto 1 do capítulo II, a construção do modelo de previsão de insolvência terá por base método da Análise Discriminante Multivariada.

Na construção do modelo, foram tidos em conta os seis pressupostos da função discriminante (Reis, 2001) que já atrás foram referenciados. Os pressupostos serão analisados ao longo do processo de construção do modelo.

Está previamente cumprido o pressuposto do critério que permite separar os grupos, em que uma empresa que solicitou a insolvência num determinado período é classificada como empresa insolvente, e as restantes são classificadas como solventes.

Outro pressuposto que está previamente verificado é o do número de observações em cada um dos grupos ser pelo menos dois: na amostra do ano 2014, o número de observações é de 20 em cada grupo; e no ano 2008 o número de observações é de 12.

Tendo em conta o pressuposto da distribuição normal multivariada, e sabendo que não existem testes estatísticos que permitam testar se uma variável segue ou não uma distribuição normal conjuntamente nos dois grupos, analisou-se separadamente cada variável em cada grupo. Podem ser utilizados dois testes estatísticos para testar a normalidade de distribuição de uma variável: o Teste Kolmogorov-Smirnov e o Teste de Shapiro-Wilk.

De acordo com o manual *online* do SAS, para amostras com mais de 2000 observações deve ser utilizado o Teste Kolmogorov-Smirnov, sendo que para as restantes, o Teste Shapiro-Wilk é o aconselhado.

O teste Shapiro-Wilk é baseado na estatística W . Com base no valor de W determina-se o seu p -valor para um determinado nível de significância (normalmente 0,05). Através desta estatística formulamos duas hipóteses: hipótese nula, a variável tem uma distribuição normal; e, hipótese alternativa, a variável não tem uma distribuição normal. Se o p -valor for superior ao nível de significância, aceita-se a hipótese nula e pode ser afirmado que a variável tem uma distribuição normal, em caso contrário, rejeita-se a hipótese nula e não se pode afirmar que a variável tem uma distribuição normal.

Tabela 5 - Resultados para a amostra 2014 do Teste Shapiro-Wilk

Código	Rácios	Grupo	Shapiro-Wilk			Distribuição Normal
			Estatística W	n	p - valor	
R01	Ativo corrente / Passivo corrente	Solventes	0,818834	20	0,0017	Não
		Insolventes	0,760543	20	0,0002	Não
R02	Disponibilidades / Ativo total	Solventes	0,682648	20	0,0000	Não
		Insolventes	0,748447	20	0,0002	Não
R03	Ativo não corrente / Ativo total	Solventes	0,872704	20	0,0131	Não
		Insolventes	0,889813	20	0,0267	Não
R04	Capital próprio / Ativo total	Solventes	0,931990	20	0,6860	Sim
		Insolventes	0,980159	20	0,9361	Sim
R05	Fundo de maneo / Ativo	Solventes	0,945060	20	0,2982	Sim
		Insolventes	0,952900	20	0,4133	Sim
R06	Vendas / Ativo total	Solventes	0,868797	20	0,0112	Não
		Insolventes	0,746294	20	0,0002	Não
R07	Capital próprio / Passivo total	Solventes	0,825602	20	0,0021	Não
		Insolventes	0,581741	20	0,0000	Não
R08	Ativo corrente / Ativo total	Solventes	0,872704	20	0,0131	Não
		Insolventes	0,889813	20	0,0267	Não
R09	Resultado líquido / Passivo total	Solventes	0,854484	20	0,0063	Não
		Insolventes	0,910753	20	0,0659	Sim
R10	Resultado líquido / Vendas	Solventes	0,823225	20	0,0020	Não
		Insolventes	0,848351	20	0,0050	Não
R11	(Ativo corrente - Passivo corrente)/Ativo total	Solventes	0,951525	20	0,3908	Sim
		Insolventes	0,965820	20	0,6653	Sim
R12	Resultado antes de juros e impostos / Ativo total	Solventes	0,816911	20	0,0016	Não
		Insolventes	0,852163	20	0,0058	Não
R13	Resultado líquido / Ativo total	Solventes	0,806755	20	0,0011	Não
		Insolventes	0,819123	20	0,0017	Não
R14	(Ativo corrente - Inventários)/Passivo corrente	Solventes	0,824051	20	0,0020	Não
		Insolventes	0,660792	20	0,0000	Não
R15	Passivo total / Ativo total	Solventes	0,931990	20	0,1686	Sim
		Insolventes	0,980159	20	0,9361	Sim
R16	Capital próprio / Vendas	Solventes	0,909425	20	0,0621	Sim
		Insolventes	0,802059	20	0,0009	Não
R17	Passivo total / Fundo Maneio	Solventes	0,818618	20	0,0017	Não
		Insolventes	0,286041	20	0,0000	Não
R18	Resultados transitados / Ativo total	Solventes	0,942060	20	0,2622	Sim
		Insolventes	0,948054	20	0,3385	Sim
R19	EBITDA / Ativo total	Solventes	0,870452	20	0,0120	Não
		Insolventes	0,906015	20	0,0535	Sim
R20	Estado / Vendas	Solventes	0,835812	20	0,0031	Não
		Insolventes	0,373058	20	0,0000	Não
R21	Financiamento corrente / Ativo corrente	Solventes	0,367547	20	0,0000	Não
		Insolventes	0,722413	20	0,0000	Não
R22	Custos financeiros / Passivo total	Solventes	0,803126	20	0,0010	Não
		Insolventes	0,718991	20	0,0000	Não
R23	Passivo corrente / Passivo total	Solventes	0,901964	20	0,0449	Não
		Insolventes	0,665106	20	0,0000	Não
R24	EBITDA / Vendas	Solventes	0,816122	20	0,0015	Não
		Insolventes	0,946504	20	0,3171	Sim
R25	(Capital próprio + Passivo não corrente) / Passivo total	Solventes	0,903971	20	0,0490	Não
		Insolventes	0,585357	20	0,0000	Não
R26	Clientes / Vendas	Solventes	0,410852	20	0,0000	Não
		Insolventes	0,950642	20	0,3769	Sim
R27	Fornecedores / (CMVMC + FSE)	Solventes	0,557182	20	0,0000	Não
		Insolventes	0,580290	20	0,0000	Não
R28	Existências / CMVMC	Solventes	0,863705	20	0,0091	Não
		Insolventes	0,313648	20	0,0000	Não
R29	(Clientes + Existências - Fornecedores) / Vendas	Solventes	0,653876	20	0,0000	Não
		Insolventes	0,737246	20	0,0001	Não

Na Tabela 5 constam os resultados dos testes de normalidade às variáveis independentes relativamente ao ano de análise de 2014 para um nível de significância de 0,05. Como se pode verificar, existem 22 variáveis independentes sendo que, em ambos os grupos, não se pode aferir sobre a normalidade da sua distribuição pelo que se devem rejeitar: R01, R02, R03, R06, R07, R08, R10, R12, R13, R14, R17, R20, R21, R22, R23, R25, R27, R28 e R29.

Também se constata que apenas 5 variáveis têm distribuições normais nos dois grupos de empresas: R04, R05, R11, R15, e R18.

Existem também 5 variáveis que têm distribuições normais num grupo e no outro grupo não: 1 variável que tem uma distribuição normal no grupo de empresas solventes, sendo R16; e, nas restantes 4 variáveis constata-se que são normalmente distribuídas no grupo de empresas insolventes, sendo R09, R19, R24 e R26.

Alves (2013), citando J. Marôco, refere que a análise discriminante é robusta a violações da normalidade, pelo que podem-se aceitar variáveis que não sigam uma distribuição normal conjunta, desde que a sigam num dos grupos. Também, Reis (2001), como já foi atrás referido, refere que pressupostos de normalidade podem não ser respeitados caso o modelo proposto tenha uma capacidade preditiva elevada. Desta forma, iremos avançar para a construção do modelo sem retirar variáveis que não cumpram o pressuposto da normalidade.

De seguida, foi analisada a existência de problemas de multicolinearidade entre as variáveis, ou seja, verificou-se a existência ou não de variáveis redundantes. Esta análise foi feita através da matriz de correlação, sendo que variáveis com um valor de correlação superior a um valor absoluto de 0,9 devem ser retiradas do modelo.

Tabela 6 - Matriz de Correlação para a amostra 2014

	R01	R02	R03	R04	R05	R06	R07	R08	R09	R10	R11	R12	R13	R14	R15	R16	R17	R18	R19	R20	R21	R22	R23	R24	R25	R26	R27	R28	R29
R01 Ativo corrente / Passivo corrente	1,000	-0,081	-0,362	0,636	0,439	0,347	0,881	0,362	0,130	0,280	0,766	0,363	0,348	0,918	-0,636	0,245	0,223	0,540	0,574	-0,300	-0,262	0,351	-0,192	0,375	0,924	-0,260	-0,260	-0,231	0,349
R02 Disponibilidades / Ativo total	-0,081	1,000	-0,077	0,023	-0,437	-0,231	-0,014	0,777	0,101	0,162	-0,030	0,115	0,122	0,081	-0,023	0,152	0,146	-0,001	0,047	-0,145	-0,093	-0,282	0,266	0,173	-0,061	-0,151	-0,109	-0,147	-0,242
R03 Ativo não corrente / Ativo total	-0,362	-0,077	1,000	-0,125	-0,446	-0,463	-0,100	-1,000	-0,170	0,620	-0,470	-0,136	-0,131	-0,326	0,125	-0,593	-0,607	-0,128	-0,593	0,598	0,053	-0,128	-0,094	-0,614	-0,084	0,585	0,607	0,599	-0,620
R04 Capital próprio / Ativo total	0,636	0,023	-0,125	1,000	0,565	0,320	0,690	0,125	0,869	0,272	0,899	0,871	0,865	0,524	-1,000	0,178	0,158	0,712	0,871	-0,146	-0,137	-0,070	0,157	0,411	0,669	0,146	-0,196	-0,145	0,286
R05 Fundo de manuseio / Ativo	0,439	-0,437	-0,446	0,565	1,000	0,345	0,304	0,446	0,618	0,747	0,707	0,624	0,614	0,724	-0,565	0,141	0,145	0,373	0,686	-0,177	0,085	0,058	-0,105	0,373	0,135	0,168	-0,184	-0,176	0,285
R06 Vendas / Ativo total	0,347	0,231	-0,463	0,320	0,345	1,000	0,365	0,463	0,266	0,537	0,382	0,147	0,136	0,296	-0,320	0,333	0,344	0,457	0,304	-0,332	0,077	0,170	0,359	0,374	0,303	0,333	0,373	0,377	0,248
R07 Capital próprio / Passivo total	0,881	-0,014	-0,100	0,690	0,304	0,365	1,000	0,100	0,764	0,191	0,643	0,373	0,368	0,856	-0,690	0,158	0,134	0,619	0,598	-0,140	-0,194	0,037	0,143	0,290	0,364	-0,140	-0,172	-0,142	0,165
R08 Ativo corrente / Ativo total	0,362	0,077	-1,000	0,125	0,446	0,463	0,100	1,000	0,170	0,620	0,470	0,138	0,131	0,326	-0,125	0,593	0,607	0,128	0,191	-0,598	-0,053	0,128	0,095	0,614	0,084	-0,585	-0,607	-0,599	0,620
R09 Resultado líquido / Passivo total	0,130	0,101	-0,170	0,869	0,618	0,266	0,764	0,170	1,000	0,144	0,828	0,842	0,841	0,640	-0,869	0,042	0,029	0,510	0,920	0,415	0,029	0,510	0,920	-0,016	-0,133	0,222	0,112	0,306	0,752
R10 Resultado líquido / Vendas	0,280	0,162	0,620	0,272	0,232	0,357	0,191	0,620	0,144	1,000	0,408	0,128	0,125	0,271	-0,272	0,992	0,990	0,415	0,185	-0,988	0,102	0,055	0,241	0,969	0,150	-0,986	-0,992	-0,998	0,620
R11 (Ativo corrente - Passivo corrente)/Ativo total	0,766	-0,030	-0,470	0,899	0,707	0,382	0,643	0,470	0,828	0,408	1,000	0,806	0,795	0,614	-0,899	0,316	0,303	0,621	0,841	-0,291	-0,201	0,100	-0,069	0,538	0,661	-0,283	-0,337	-0,289	0,528
R12 Resultado antes de juros e impostos / Ativo total	0,363	0,115	-0,136	0,871	0,624	0,147	0,373	0,138	0,842	0,128	0,806	1,000	0,999	0,281	-0,871	0,007	0,003	0,392	0,876	0,021	-0,098	-0,233	0,066	0,269	0,365	0,021	-0,024	0,024	0,300
R13 Resultado líquido / Ativo total	0,348	0,122	-0,131	0,865	0,614	0,136	0,368	0,131	0,841	0,125	0,795	0,999	1,000	0,280	-0,865	0,005	0,001	0,385	0,864	0,023	-0,096	-0,273	0,083	0,262	0,357	0,028	0,021	0,026	0,291
R14 (Ativo corrente - Inventários)/Passivo corrente	0,918	0,081	-0,326	0,524	0,276	0,296	0,856	0,326	0,640	0,271	0,624	0,281	0,268	1,000	-0,524	0,246	0,228	0,452	0,514	-0,224	-0,308	0,238	-0,050	0,348	0,873	-0,228	-0,252	-0,238	0,206
R15 Passivo total / Ativo total	-0,636	-0,023	0,125	-1,000	-0,565	-0,320	-0,690	-0,125	-0,869	-0,272	-0,899	-0,871	-0,865	-0,524	1,000	-0,174	-0,158	-0,712	-0,871	0,146	0,137	0,070	-0,157	-0,411	-0,669	0,146	0,196	0,145	-0,286
R16 Capital próprio / Vendas	0,245	0,152	-0,593	0,178	0,141	0,333	0,158	0,593	0,042	0,992	0,316	0,007	0,005	0,246	-0,174	1,000	0,997	0,384	0,080	-0,999	0,105	0,087	0,237	0,942	0,118	-0,999	-0,998	-0,999	0,568
R17 Passivo total / Fundo Maneio	0,223	0,146	-0,607	0,158	0,145	0,344	0,134	0,607	0,029	0,990	0,303	0,003	0,001	0,226	-0,158	0,997	1,000	0,355	0,062	-0,997	0,132	0,081	0,238	0,937	0,093	-0,996	-0,996	-0,997	0,581
R18 Resultados transitados / Ativo total	0,540	-0,001	-0,128	0,712	0,323	0,457	0,619	0,128	0,510	0,415	0,621	0,392	0,380	0,452	-0,712	0,384	0,355	1,000	0,575	-0,359	-0,181	0,085	0,273	0,537	0,577	-0,362	-0,394	-0,360	0,288
R19 EBITDA / Ativo total	0,574	0,047	-0,593	0,871	0,686	0,304	0,598	0,191	0,920	0,185	0,841	0,876	0,864	0,514	-0,871	0,080	0,062	0,575	1,000	-0,053	-0,165	-0,111	0,067	0,372	0,592	-0,046	-0,104	-0,054	0,369
R20 Estado / Vendas	-0,380	-0,145	0,598	-0,146	-0,127	-0,332	-0,140	-0,598	0,415	-0,988	-0,291	0,021	0,023	0,234	-0,146	-0,999	-0,999	-0,359	-0,053	1,000	-0,110	-0,090	-0,232	-0,938	0,100	0,998	-0,998	-0,998	0,562
R21 Financiamento corrente / Ativo corrente	-0,262	-0,093	0,053	-0,137	0,083	0,077	-0,194	-0,053	0,029	0,082	-0,201	-0,088	-0,096	0,308	0,137	0,105	0,132	-0,181	-0,165	-0,110	1,000	0,038	0,180	0,063	0,223	0,110	0,118	-0,105	0,141
R22 Custos financeiros / Passivo total	0,351	-0,282	-0,128	-0,070	0,058	0,170	0,037	0,128	0,510	0,055	0,100	-0,233	-0,273	0,238	0,070	0,087	0,081	0,085	-0,111	-0,090	0,038	1,000	-0,537	0,057	0,132	0,084	-0,089	-0,092	0,099
R23 Passivo corrente / Passivo total	-0,192	0,266	-0,094	0,157	-0,105	0,359	0,143	0,095	0,920	0,241	-0,069	0,066	0,083	-0,050	-0,157	0,237	0,238	0,273	0,067	-0,232	0,180	-0,537	1,000	0,220	-0,033	-0,243	-0,238	-0,235	-0,124
R24 EBITDA / Vendas	0,375	0,173	-0,614	0,411	0,373	0,374	0,290	0,614	-0,016	0,969	0,538	0,269	0,262	0,348	-0,411	0,942	0,937	0,537	0,372	-0,932	0,063	0,057	0,220	1,000	0,254	-0,927	-0,946	-0,933	0,701
R25 (Capital próprio + Passivo não corrente) / Passivo total	0,928	-0,061	-0,084	0,669	0,325	0,305	0,984	0,084	-0,153	0,150	0,661	0,365	0,357	0,873	-0,669	0,118	0,093	0,577	0,592	0,100	-0,228	0,132	-0,033	0,254	1,000	0,099	-0,131	-0,101	0,188
R26 Clientes / Vendas	-0,260	-0,151	0,585	-0,146	-0,108	-0,333	-0,140	-0,585	-0,222	-0,986	-0,283	0,021	0,028	-0,228	0,146	-0,999	-0,996	-0,046	1,000	-0,110	-0,084	-0,243	-0,927	-0,099	1,000	0,997	-0,999	-0,999	-0,541
R27 Fornecedores / (CMVMC + FSE)	-0,690	-0,109	0,697	-0,196	-0,184	-0,373	-0,172	-0,697	0,112	-0,992	-0,337	-0,024	-0,021	-0,252	0,196	-0,996	-0,996	-0,394	-0,104	0,998	-0,118	-0,089	-0,238	-0,346	-0,151	0,997	1,000	0,999	-0,591
R28 Existências / CMVMC	-0,231	-0,147	0,599	-0,145	-0,126	-0,377	-0,142	-0,599	0,366	-0,988	-0,289	0,024	0,028	-0,228	0,145	-0,999	-0,991	-0,365	-0,054	1,000	-0,105	-0,092	-0,235	-0,312	0,101	0,999	0,999	1,000	-0,561
R29 (Clientes + Existências - Fornecedores) / Vendas	0,349	-0,242	-0,620	0,286	0,763	0,248	0,165	0,620	0,752	0,620	0,528	0,300	0,291	0,206	-0,286	0,568	0,581	0,286	0,369	-0,562	0,141	0,099	-0,124	0,701	0,188	-0,541	-0,591	-0,561	1,000

Como se pode verificar na matriz de correlação na Tabela 6 (os valores absolutos maiores que 0,9 encontram-se a sombreado), existem problemas de correlação. Para evitar problemas de correlação foram retirados do modelo as variáveis R01, R03, R04, R07, R09, R10, R12, R16, R17, R20, R26 e R27.

Uma vez retiradas as variáveis com problemas de correlação, o próximo passo é verificar se existe homogeneidade das matrizes de covariância para cada um dos grupos. O teste utilizado pelo programa estatístico SAS é o teste Qui-quadrado e os resultados estão na Tabela 7.

Tabela 7 – Teste Qui-Quadrado para a amostra 2014

Teste Qui-Quadrado	
Qui-Quadrado	342,13942
df	153
p-valor	0,0000

Neste teste verificam-se duas hipóteses: H0, em que as matrizes são homogêneas; e H1, em que as matrizes não são homogêneas.

No teste realizado verificou-se que a Hipótese nula deve ser rejeitada, sendo que se considera que as matrizes não são homogêneas. No entanto, este teste não paramétrico, tal como é referido no manual do programa, é muito sensível em amostras pequenas pelo que, mesmo não cumprindo o pressuposto da homogeneidade das matrizes de variância e covariância, se irá avançar para a

construção do modelo devido ao tamanho da amostra. Tal como foi atrás referido, Reis (2001) considera que se deve continuar e avaliar o modelo pelos resultados no caso do pressuposto da igualdade de matrizes de variância e covariância não sejam cumpridos.

Retirando do modelo as variáveis rejeitadas anteriormente, iniciou-se a construção do modelo através do procedimento STEPDISC do programa SAS. Este procedimento realiza uma série de testes estatísticos em que variáveis são incluídas ou retiradas do modelo, de forma a otimizar o modelo. A introdução ou remoção de variáveis no modelo através deste procedimento é feita através da análise do programa de várias variáveis estatísticas, tais como o R^2 , o valor de F e o *Lambda* de Wilks.

A aplicação deste procedimento resultou na escolha de três variáveis para o modelo:

- R05 – Fundo de maneiio / Ativo total;
- R22 – Custos financeiros / Passivo total;
- R24 – EBITDA/ Vendas.

Neste ponto, verificou-se o pressuposto do número de variáveis explicativas do modelo ser inferior ao número de observações menos 2. O número de observações é de 20, sendo que o número máximo de variáveis permitido, de acordo com este pressuposto, é de 18. O modelo terá três variáveis.

Após definidas as variáveis que são incluídas no modelo, define-se o modelo e a respetiva reta de regressão. No *software* SAS esta operação é realizada através do procedimento CANDISC. O modelo sugerido pelo programa estatístico, para o ano de 2014, através dos coeficientes estandardizados, é o seguinte:

$$Y = 1,639 R05 - 28,093 R22 + 2,146 R24$$

A partir da aplicação deste modelo às empresas da amostra podemos constatar os valores médios de cada grupo.

O ponto médio entre as duas médias será o ponto de separação dos grupos, ou seja, se uma empresa tiver uma pontuação (*score*) superior ao ponto de separação, a empresa será classificada como solvente, e será considerada insolvente, se o valor resultante da aplicação do modelo for inferior ao do ponto de separação. Como se verifica na Tabela 8 o ponto de separação dos dois grupos é -0,39217.

Tabela 8 – Valores médios dos grupos e ponto de separação, 2014

	Valor médios da aplicação da função
Insolventes	-1,08753
Solventes	0,30319
Ponto de separação	-0,39217

Com a aplicação da função discriminante às empresas da amostra e a partir da Tabela 9 podemos verificar que o modelo tem uma capacidade preditiva de 80% a dois anos antes do ano do momento de insolvência.

Tabela 9 - Resultados da Classificação, 2014

Resultados da Classificação (n-2)				
		Modelo		TOTAL
		Insolvente	Solvente	
Original	Insolvente	14	6	20
	Solvente	2	18	20
TOTAL		16	24	40
				80,00%
% Erro tipo I		30,00%		
% Erro tipo II		10,00%		

Como já foi referido, segundo Altman *et al.* (1977) os custos dos Erros Tipo I são em média 35 vezes superiores aos custos dos Erros Tipo II.

Assim, é mais danoso para uma empresa, caso seja fornecedora ou credora, classificar uma empresa insolvente como solvente e, por exemplo, a empresa vender a essa outra insolvente, do que classificar uma empresa solvente

como insolvente e, desta forma, recusar-se a vender a crédito a esta empresa e perde-la, *in extremis*, como cliente.

Para reduzir os erros de classificação, sobretudo os Erros Tipo I que têm um custo mais elevado, alguns autores propõem um modelo com três classes de risco: Empresas Solventes, Empresas Insolventes e uma zona de Incerteza (*“gray” zone*, zona “cinzenta” ou zona de incerteza). Para tal, analisaram-se intervalos de valores e quais são que apresentavam uma maior frequência de erros.

Se a pontuação da empresa estiver entre -0,637 e 0,267 a empresa está numa zona de risco, se estiver com uma pontuação inferior a -0,637 a empresa é classificada como insolvente e, se estiver com uma pontuação superior ao valor 0,267, a empresa é considerada solvente (Tabela 10)

Tabela 10 - Três classes de Risco, 2014

Solventes	$y \geq 0,267$
Zona de incerteza	$-0,637 < Y < 0,267$
Insolventes	$y \leq -0,637$

Tendo em conta os valores na Tabela 10 analisaram-se novamente as pontuações e verificaram-se os erros, sendo que Erro Tipo I são as empresas insolventes que foram classificadas pelo modelo como solventes e, o Erro Tipo II são as empresas solventes classificadas como insolventes. Na Tabela 11 apresentam-se os resultados.

Tabela 11 - Resultados do modelo de 2014 com a introdução de uma zona de incerteza

Resultados da Classificação (n-2)					
		Modelo			TOTAL
		Insolvente	"Cinzenta"	Solvente	
Original	Insolvente	13	4	3	20
	Solvente	1	5	14	20
TOTAL		14	9	17	40
					90,00%
% Erro tipo I		15,00%			
% Erro tipo II		5,00%			
zona cinzenta		22,50%			

Como se verifica na Tabela 11, o risco de classificação de uma empresa insolvente como solvente reduziu significativamente e a capacidade preditiva do modelo passou de 80% para 90% a dois anos da insolvência com a introdução de uma zona de incerteza. O facto de existir uma zona de incerteza permite introduzir uma nova classe de risco de crédito no modelo e assim os resultados serem mais corretos em relação à classe de risco associada à empresa.

Desta forma, o modelo para o ano de 2014, é uma pontuação Y dada pela função discriminante:

$$Y_{2014} = 1,639 R_{05} - 28,093 R_{22} + 2,146 R_{24} \text{ onde,}$$

R05 corresponde a Fundo de maneo / Ativo total;

R22, Custos financeiros / Passivo total;

e R24, EBITDA / Vendas.

Sendo que uma empresa é considerada solvente se tiver uma pontuação superior a 0,267 e insolvente se for inferior a -0,637.

Através do modelo, verifica-se que valores mais baixos do R05 e do R24 são, de acordo com este modelo, indicadores de insolvência. Já o custo do passivo (R22) é um rácio forte de previsão de insolvência e quanto maior este rácio maior é a possibilidade de a empresa entrar em insolvência.

O modelo Y2014 ainda que não tenha cumprido todos os pressupostos da análise discriminante, normalidade das variáveis e homogeneidade das matrizes de variância e covariância, teve uma elevada taxa de classificações corretas, sendo que se deve aceitar o modelo.

Para o ano 2008, o modelo teve as mesmas fases. Relativamente aos pressupostos, no início da construção do modelo, constata-se que, tal como no modelo de 2014, se cumprem os pressupostos, quer o do critério pré-definido que permite separar os grupos (empresas que solicitaram, ou não, a insolvência durante o ano 2008), bem como o do número de observações em cada grupo ser pelo menos dois (para cada grupo de empresas o número de observações é de 10 em cada grupo).

Tabela 12 - Resultados para a amostra 2008 do Teste Shapiro-Wilk

Código	Rácios	Grupo	Shapiro-Wilk			Distribuição Normal
			Estatística W	n	p - valor	
R01	Ativo corrente / Passivo corrente	Solventes	0,650010	12	0,0003	Não
		Insolventes	0,664794	12	0,0004	Não
R02	Disponibilidades / Ativo total	Solventes	0,736136	12	0,0019	Não
		Insolventes	0,729731	12	0,0017	Não
R03	Ativo não corrente / Ativo total	Solventes	0,759783	12	0,0034	Não
		Insolventes	0,883045	12	0,0959	Sim
R04	Capital próprio / Ativo total	Solventes	0,915013	12	0,2472	Sim
		Insolventes	0,703386	12	0,0009	Não
R05	Fundo de maneo / Ativo	Solventes	0,977381	12	0,971	Sim
		Insolventes	0,868146	12	0,0619	Sim
R06	Vendas / Ativo total	Solventes	0,940564	12	0,5054	Sim
		Insolventes	0,858352	12	0,0466	Não
R07	Capital próprio / Passivo total	Solventes	0,609766	12	0,0001	Não
		Insolventes	0,932212	12	0,4041	Sim
R08	Ativo corrente / Ativo total	Solventes	0,759783	12	0,0034	Não
		Insolventes	0,883045	12	0,0959	Sim
R09	Resultado líquido / Passivo total	Solventes	0,523506	12	0,0000	Não
		Insolventes	0,619845	12	0,0002	Não
R10	Resultado líquido / Vendas	Solventes	0,643725	12	0,0003	Não
		Insolventes	0,415760	12	0,0000	Não
R11	(Ativo corrente - Passivo corrente)/Ativo total	Solventes	0,932302	12	0,4052	Sim
		Insolventes	0,823734	12	0,0177	Não
R12	Resultado antes de juros e impostos / Ativo total	Solventes	0,930205	12	0,3823	Sim
		Insolventes	0,463174	12	0,0000	Não
R13	Resultado líquido / Ativo total	Solventes	0,801350	12	0,0097	Não
		Insolventes	0,444936	12	0,0000	Não
R14	(Ativo corrente - Inventários)/Passivo corrente	Solventes	0,690054	12	0,0007	Não
		Insolventes	0,758880	12	0,0033	Não
R15	Passivo total / Ativo total	Solventes	0,915013	12	0,2472	Sim
		Insolventes	0,703386	12	0,0009	Não
R16	Capital próprio / Vendas	Solventes	0,674469	12	0,0005	Não
		Insolventes	0,352798	12	0,0000	Não
R17	Passivo total / Fundo Maneio	Solventes	0,845871	12	0,0327	Não
		Insolventes	0,395516	12	0,0000	Não
R18	Resultados transitados / Ativo total	Solventes	0,914895	12	0,2464	Sim
		Insolventes	0,888341	12	0,1122	Sim
R19	EBITDA / Ativo total	Solventes	0,908468	12	0,2039	Sim
		Insolventes	0,751360	12	0,0028	Não
R20	Estado / Vendas	Solventes	0,980572	12	0,9858	Sim
		Insolventes	0,333986	12	0,0000	Não
R21	Financiamento corrente / Ativo corrente	Solventes	0,863422	12	0,0540	Sim
		Insolventes	0,865702	12	0,0577	Sim
R22	Custos financeiros / Passivo total	Solventes	0,728012	12	0,0016	Não
		Insolventes	0,769558	12	0,0043	Não
R23	Passivo corrente / Passivo total	Solventes	0,475601	12	0,0000	Não
		Insolventes	0,764933	12	0,0038	Não
R24	EBITDA / Vendas	Solventes	0,658989	12	0,0003	Não
		Insolventes	0,576244	12	0,0000	Não
R25	(Capital próprio + Passivo não corrente) / Passivo total	Solventes	0,574209	12	0,0000	Não
		Insolventes	0,807023	12	0,0113	Não
R26	Clientes / Vendas	Solventes	0,844305	12	0,0312	Não
		Insolventes	0,355132	12	0,0000	Não
R27	Fornecedores / (CMVMC + FSE)	Solventes	0,766608	12	0,0040	Não
		Insolventes	0,378395	12	0,0000	Não
R28	Existências / CMVMC	Solventes	0,862352	12	0,0523	Sim
		Insolventes	0,332913	12	0,0000	Não
R29	(Clientes + Existências - Fornecedores) / Vendas	Solventes	0,567130	12	0,0000	Não
		Insolventes	0,782781	12	0,0060	Não

Tal como se observa na Tabela 12 existem variáveis que não cumprem o pressuposto da normalidade, no entanto seguiu-se a mesma linha do modelo Y2014 e não se retiram do modelo estas variáveis.

O passo seguinte foi verificar a matriz de variâncias e covariâncias (Tabela 13) Com as variáveis independentes que não cumprem a normalidade da distribuição em ambos os grupos retirados do modelo, analisou-se a matriz de variâncias (Tabela 13) com o objetivo de verificar se existem variáveis redundantes.

Tabela 13 - Matriz de Correlação para a amostra 2008

	R01	R02	R03	R04	R05	R06	R07	R08	R09	R10	R11	R12	R13	R14	R15	R16	R17	R18	R19	R20	R21	R22	R23	R24	R25	R26	R27	R28	R29
R01 Ativo corrente / Passivo corrente	1,000	-0,081	-0,362	0,636	0,439	0,347	0,881	0,362	0,683	0,280	0,766	0,363	0,348	0,918	-0,636	0,245	0,223	0,540	0,574	-0,230	-0,262	0,351	-0,192	0,375	0,924	-0,224	-0,260	-0,231	0,349
R02 Disponibilidades / Ativo total	-0,081	1,000	-0,077	0,023	-0,437	-0,231	-0,014	0,077	0,101	0,162	-0,030	0,115	0,122	0,081	-0,023	0,152	0,146	-0,001	0,047	-0,145	-0,093	-0,282	0,266	0,173	-0,151	-0,109	-0,147	-0,242	
R03 Ativo não corrente / Ativo total	-0,362	0,077	1,000	-0,125	-0,444	-0,463	-0,100	0,008	-0,170	-0,021	-0,138	-0,131	0,271	-0,272	0,938	-0,607	-0,128	0,154	-0,094	-0,164	0,094	0,583	0,607	0,599	-0,620				
R04 Capital próprio / Ativo total	0,636	0,023	-0,125	1,000	0,565	0,320	0,690	0,125	0,869	0,272	0,899	0,871	0,865	0,524	1,000	0,178	0,158	0,712	0,871	-0,146	-0,137	-0,070	0,157	0,411	0,669	-0,146	-0,156	-0,145	0,286
R05 Fundo de maneo / Ativo	0,439	-0,437	-0,444	0,565	1,000	0,945	0,904	0,466	0,618	0,792	0,707	0,624	0,614	0,734	-0,565	0,141	0,145	0,973	0,666	-0,127	0,085	0,058	-0,105	0,373	0,325	-0,108	-0,184	-0,136	-0,785
R06 Vendas / Ativo total	0,347	-0,231	-0,463	0,320	0,945	1,000	0,365	0,463	0,266	0,357	0,382	0,147	0,136	0,296	-0,320	0,333	0,344	0,457	0,304	-0,332	0,077	0,170	0,359	0,374	0,305	-0,333	-0,373	-0,337	0,248
R07 Capital próprio / Passivo total	0,881	-0,014	-0,100	0,690	0,304	0,365	1,000	0,100	0,764	0,191	0,643	0,373	0,368	0,856	-0,690	0,158	0,134	0,619	0,598	-0,140	-0,194	0,037	-0,194	0,290	0,984	-0,140	-0,173	-0,142	0,165
R08 Ativo corrente / Ativo total	0,362	0,077	-0,100	0,125	0,446	0,463	0,100	1,000	0,170	0,620	0,470	0,138	0,131	0,326	-0,125	0,593	0,607	0,128	0,191	-0,598	-0,053	0,128	0,094	0,614	0,084	-0,585	-0,607	-0,599	-0,620
R09 Resultado líquido / Passivo total	0,683	0,101	-0,170	0,869	0,618	0,266	0,764	0,170	1,000	0,144	0,828	0,842	0,841	0,640	-0,869	0,042	0,029	0,510	0,920	-0,016	-0,153	-0,222	0,112	0,306	0,752	-0,009	-0,062	-0,017	0,338
R10 Resultado líquido / Vendas	0,280	0,182	-0,621	0,272	0,232	0,357	0,191	0,620	0,144	1,000	0,408	0,128	0,125	0,271	-0,272	0,938	0,990	0,415	0,185	-0,988	0,102	0,055	0,241	0,969	0,119	0,986	0,999	0,988	-0,620
R11 (Ativo corrente - Passivo corrente)/Ativo total	0,766	-0,030	-0,470	0,899	0,707	0,382	0,643	0,470	0,828	0,408	1,000	0,806	0,785	0,614	-0,899	0,316	0,303	0,621	0,841	-0,281	-0,201	0,100	-0,069	0,538	0,661	-0,283	-0,337	-0,289	0,528
R12 Resultado antes de juros e impostos / Ativo total	0,363	0,115	-0,138	0,871	0,624	0,147	0,373	0,138	0,842	0,128	0,806	1,000	0,999	0,281	-0,871	0,007	0,003	0,392	0,876	0,021	-0,098	-0,233	0,666	0,269	0,365	0,027	-0,024	0,024	0,300
R13 Resultado líquido / Ativo total	0,348	0,122	-0,131	0,865	0,614	0,136	0,368	0,131	0,841	0,125	0,795	0,999	1,000	0,268	-0,865	0,005	0,001	0,380	0,864	0,023	-0,096	-0,273	0,683	0,262	0,357	0,028	-0,021	0,026	0,291
R14 (Ativo corrente - Inventários)/Passivo corrente	0,918	0,081	-0,326	0,524	0,274	0,296	0,856	0,326	0,640	0,271	0,614	0,281	0,268	1,000	-0,524	0,246	0,227	0,452	0,514	-0,234	-0,308	0,274	-0,050	0,348	0,873	-0,228	-0,252	-0,238	0,206
R15 Passivo total / Ativo total	-0,636	-0,023	0,125	-0,100	-0,565	-0,320	-0,690	-0,125	-0,869	-0,272	-0,899	-0,871	-0,865	-0,524	1,000	-0,178	-0,158	-0,712	-0,871	0,146	0,137	0,070	-0,157	-0,411	-0,669	0,146	0,196	0,145	0,286
R16 Capital próprio / Vendas	0,245	0,152	-0,593	0,178	0,141	0,333	0,158	0,593	0,042	0,992	0,316	0,007	0,005	0,246	-0,178	1,000	0,999	0,384	0,080	-0,999	0,105	0,087	0,237	0,942	0,118	0,999	-0,998	-0,999	0,568
R17 Passivo total / Fundo Maneo	0,223	0,146	-0,607	0,158	0,145	0,344	0,134	0,607	0,029	0,990	0,303	0,003	0,001	0,227	-0,158	0,999	1,000	0,355	0,062	-0,997	0,132	0,081	0,236	0,937	0,093	0,996	-0,996	-0,997	0,581
R18 Resultados transitados / Ativo total	0,540	-0,001	-0,128	0,712	0,323	0,457	0,619	0,128	0,510	0,415	0,621	0,392	0,380	0,452	-0,712	0,384	0,355	1,000	0,575	-0,359	-0,181	0,085	0,273	0,537	0,577	-0,362	-0,394	-0,360	0,288
R19 EBITDA / Ativo total	0,574	0,047	-0,191	0,871	0,686	0,304	0,598	0,191	0,920	0,185	0,841	0,876	0,864	0,514	-0,871	0,080	0,062	0,575	1,000	-0,053	-0,165	-0,111	0,372	0,372	0,592	-0,046	-0,104	-0,054	0,369
R20 Estado / Vendas	-0,230	-0,145	0,598	-0,146	-0,127	-0,332	-0,140	-0,598	-0,016	-0,988	-0,291	0,021	0,023	-0,234	0,146	-0,999	-0,997	-0,359	-0,053	1,000	-0,110	-0,090	-0,232	-0,932	-0,100	1,000	0,997	-1,000	-0,562
R21 Financiamento corrente / Ativo corrente	-0,262	-0,093	0,053	-0,137	0,085	0,077	-0,194	-0,053	-0,153	0,102	-0,201	-0,098	-0,096	-0,308	0,137	0,105	0,132	-0,181	-0,165	-0,110	1,000	0,038	0,180	0,063	-0,228	-0,110	-0,118	-0,105	0,141
R22 Custos financeiros / Passivo total	0,351	-0,282	-0,128	-0,070	0,058	0,170	0,037	0,128	-0,222	0,055	0,100	-0,233	-0,273	0,274	0,070	0,087	0,081	0,085	-0,111	-0,090	0,038	1,000	-0,537	0,057	0,132	-0,084	-0,089	-0,092	0,099
R23 Passivo corrente / Passivo total	-0,192	0,286	-0,094	0,157	-0,105	0,359	-0,194	0,094	0,112	0,241	-0,069	0,066	0,083	-0,050	-0,157	0,237	0,238	0,273	0,372	-0,232	0,180	-0,537	1,000	0,220	-0,093	0,243	-0,238	-0,235	-0,124
R24 EBITDA / Vendas	0,375	0,173	-0,614	0,411	0,373	0,374	0,290	0,614	0,366	0,969	0,536	0,269	0,262	0,248	-0,411	0,948	0,937	0,537	0,372	-0,938	0,063	0,037	0,220	1,000	0,254	0,937	0,946	-0,938	0,701
R25 (Capital próprio + Passivo não corrente) / Passivo total	0,924	-0,061	-0,084	0,669	0,325	0,305	0,984	0,084	0,752	0,150	0,661	0,365	0,357	0,873	-0,669	0,118	0,093	0,577	0,592	-0,100	-0,228	0,132	-0,093	0,254	1,000	0,999	0,131	-0,101	0,188
R26 Clientes / Vendas	-0,224	-0,151	0,585	-0,146	-0,108	-0,333	-0,140	-0,585	-0,009	-0,986	-0,283	0,027	0,028	-0,228	0,146	-0,999	-0,996	-0,362	-0,046	1,000	-0,110	-0,084	-0,243	-0,927	0,099	1,000	0,997	0,999	-0,541
R27 Fornecedores / (CMVMC + FSE)	-0,260	-0,109	0,607	0,669	-0,184	-0,373	-0,172	-0,607	-0,062	-0,993	-0,337	-0,024	-0,021	-0,252	0,196	-0,998	-0,996	-0,394	-0,104	0,997	-0,118	-0,089	-0,238	-0,946	-0,131	0,997	1,000	0,997	-0,592
R28 Existências / CMVMC	-0,231	-0,147	0,599	-0,146	-0,126	-0,337	-0,142	-0,599	-0,017	-0,988	-0,289	0,024	0,026	-0,238	0,145	-0,999	-0,997	-0,360	-0,054	-1,000	-0,105	-0,092	-0,235	-0,933	-0,101	0,999	0,997	1,000	-0,561
R29 (Clientes + Existências - Fornecedores) / Vendas	0,349	-0,242	-0,620	-0,196	-0,785	0,248	0,165	-0,620	0,338	-0,620	0,528	0,300	0,291	0,206	0,286	0,568	0,581	0,288	0,369	-0,562	0,141	0,099	-0,124	0,701	0,188	-0,541	-0,592	-0,561	1,000

Tendo em atenção os dados na Tabela 13, para evitar problemas de redundância das variáveis e cumprir mais um dos pressupostos da AD, foram retiradas do modelo as variáveis R03, R04, R12, R19, e R25.

De seguida, realizou-se o teste Qui-Quadrado para testar a homogeneidade das matrizes de covariância de cada um dos grupos.

Tabela 14 - Teste Qui-Quadrado para amostra 2008

Teste Qui-Quadrado	
Qui-Quadrado	0,00000
df	300
p-valor	1,0000

Como se verifica, na Tabela 14, é possível garantir a homogeneidade das matrizes de covariância dos dois grupos.

O passo seguinte foi aplicar o procedimento STEPDISC para verificar quais as variáveis que devem fazer parte do modelo. Da aplicação deste procedimento resultou a escolha de duas variáveis para o modelo:

- R05 – Fundo de maneiio / Ativo;
- R13 – Resultado líquido / Ativo total
- R18 – Resultados transitados / Ativo total;
- R22 – Custos financeiros / Passivo total

O número de variáveis do modelo é dois e, para respeitar este pressuposto, o número máximo de variáveis aceite pelo modelo é de 11.

O próximo passo foi determinar os coeficientes da função discriminante através do procedimento CANDISC. O modelo sugerido pelo programa estatístico é o seguinte:

$$Y = 2,3980 R05 - 1,8565 R13 + 8,4771 R18 - 21,1890 R22$$

Os pontos médios determinados pela função discriminante e o ponto de separação são os constantes na Tabela 15.

Tabela 15 - Valores médios dos grupos e ponto de separação, 2008

	Valor médios da aplicação da função
Insolventes	-0,88968
Solventes	1,67488
Ponto de separação	0,39260

Aplicando a função discriminante e tendo em conta o ponto de separação, temos uma taxa de previsibilidade do modelo de 91% a dois anos do ano da insolvência, conforme se verifica na Tabela 16.

Pela Tabela 16 também se verifica que a função classifica com Erro Tipo I 8% das empresas insolventes.

Tabela 16 - Resultados da Classificação, 2008

Resultados da Classificação (n-2)				
		Modelo		TOTAL
		Insolvente	Solvente	
Original	Insolvente	11	1	12
	Solvente	1	11	12
TOTAL		12	12	24
				91,67%
% Erro tipo I		8,33%		
% Erro tipo II		8,33%		

Tal como no modelo para 2014, verificou-se se a introdução de uma zona de incerteza permitiria obter uma maior previsibilidade do modelo e reduzir a quantidade de erros, principalmente os Erros Tipo I. Para tal, analisaram-se intervalos de valores e quais são que apresentavam uma maior frequência de erros.

Se a pontuação da empresa estiver entre estes dois valores a empresa está numa zona de risco, se estiver com uma pontuação inferior ao valor mínimo a empresa é classificada como insolvente e, se estiver com uma pontuação superior ao valor máximo da zona de incerteza, a empresa é considerada solvente. Os valores são os constantes na Tabela 17.

Tabela 17 – Três classes de Risco, 2008

Solventes	$y \geq 1,263$
Zona de incerteza	$-0,517 < Y < 1,263$
Insolventes	$y \leq -0,517$

Por fim, aplicou-se o modelo, classificando os valores num dos intervalos constantes na Tabela 17. Os resultados da adição desta zona “cinzenta” encontram-se na Tabela 18.

Tabela 18 - Resultados do modelo de 2008 com a introdução de uma zona de incerteza

Resultados da Classificação (n-2)					
		Modelo			TOTAL
		Insolvente	"Cinzenta"	Solvente	
Original	Insolvente	10	2	0	12
	Solvente	0	3	9	12
TOTAL		10	5	9	24
					100,00%
% Erro tipo I		0,00%			
% Erro tipo II		0,00%			
zona cinzenta		20,83%			

Como se pode verificar na Tabela 18, a introdução de uma zona de incerteza aumenta a taxa de previsibilidade do modelo para 100%, eliminando os Erros de classificação. No entanto, as amostras são reduzidas, pelo que, uma variação na classificação de uma empresa se traduz numa melhoria de 4% na capacidade de previsão total do modelo.

Desta forma, o modelo para o ano de 2008, é uma pontuação Y dada pela função discriminante:

$$Y_{2008} = 2,398 R_{05} - 1,857 R_{13} + 8,477 R_{18} - 21,189 R_{22} \text{ onde,}$$

R05 corresponde a Fundo de maneo / Ativo total;

R13, Resultado líquido / Ativo total;

R18, Resultados transitados / Ativo total

E R22, Custos financeiros / Passivo total.

Sendo uma empresa considerada solvente se tiver uma pontuação superior a 1,263 e insolvente se for inferior a -0,517.

Tal como o modelo Y2014, também o Y2008 que não cumpre todos os pressupostos da análise discriminante, normalidade das variáveis, no entanto tem uma elevada taxa de classificações corretas, pelo que se aceita o modelo.

Através do modelo, verifica-se que valores mais baixos do R05 e do R18 são, de acordo com este modelo, indicadores de insolvência. Já o R13 e o R22

são rácios que quanto maior este rácio maiores são os seus valores maior é a possibilidade de a empresa entrar em insolvência.

Quaisquer que sejam as condições económicas da envolvente, retração ou expansão da economia, R05 (Fundo de maneo / Ativo) e R22 (Custos financeiros / Passivo total), em anos de retração económica, o R24 (EBITDA / Vendas) uma variável discriminante das empresas solventes e insolventes, e em anos de expansão da atividade económica o R13 (Resultado líquido / Ativo total) e o R18 (Resultados transitados / Ativo total) são indicadores de discriminação.

Comparando com os dados da análise univariada, para a amostra do ano 2014, as médias não foram suficientemente diferentes para diferenciar os rácios que foram dados como indicadores na análise multivariada. Os dados de 2008, verificou-se que isoladamente os rácios R05 e R18 tinham médias diferentes e eram rácios discriminantes de empresas solventes e insolventes.

Quanto aos sinais esperados, todos os rácios estão em linha com o que foi exposto na secção III.3 do trabalho, exceto o R13. Era expectável, tendo em conta a literatura consultada, que este rácio tivesse um sinal positivo no Modelo Y2008, pois na amostra de empresas insolventes do ano 2008 a maior parte tem resultados negativos apresentando um valor negativo deste rácio. No entanto, este rácio, de acordo com o Teste de Shapiro-Wilks (Tabela 12), não tem uma distribuição normal em nenhum dos grupos de empresas, pelo que pode apresentar algum comportamento atípico. No entanto, e como atrás já foi exposto, decidiu-se manter as variáveis que não têm distribuição normal visto que a percentagem de classificações corretas é elevada.

IV.3. Testes aos modelos *out-of-sample*

Nesta parte do trabalho iremos realizar testes aos modelos para averiguar se os modelos são válidos em amostras fora das amostras que serviram de base à respetiva construção. Primeiramente, aplicaram-se os modelos a amostras cruzadas. Ou seja, aplicou se o modelo Y2014 à amostra de empresas de 2008 e aplicou-se o modelo Y2008 à amostra de empresas de 2014.

Os resultados são os constantes na Tabela 19 – Aplicação dos Modelos a amostras cruzadas. Como se pode verificar, ambos os modelos perdem alguma capacidade quando aplicados a amostras que não foram as que serviram de base e com condições económicas não coincidentes com as que serviram de base aos respetivos modelos. No entanto continuou-se a ter taxas preditivas a dois anos do ano de insolvência superiores a 80%. No que diz respeito aos erros de classificação Tipo I, verifica-se que os modelos, quando aplicados a outra amostra com um contexto económico diferente podem apresentar taxas elevadas de erros deste tipo. Por exemplo, o modelo Y2008 (anos de expansão económica) quando aplicado à amostra do ano de 2008 (ano de retração económica) classificou 25% das empresas insolventes como solventes.

Tabela 19 – Aplicação dos Modelos a amostras cruzadas

Resultados da Classificação (n-2)			
		Modelo	
		Y2008	Y2014
Amostra	2008	100,0%	87,5%
	2014	82,5%	90,0%
Erros Tipo I (n-2)			
		Modelo	
		Y2008	Y2014
Amostra	2008	0,0%	4,2%
	2014	25,0%	15,0%

Posteriormente, criou-se uma amostra de empresas, dos mesmos sectores de atividade, que não fez parte das empresas que entraram nas amostras dos modelos e que solicitaram a insolvência no ano 2013. Com base nas contas de 2011, tentou-se averiguar qual a capacidade preditiva dos modelos aplicando-os a esta amostra. A amostra foi constituída por 25 empresas, 10 solventes e 15 insolventes. Os resultados são os que constam na Tabela 20.

Tabela 20 – Teste a empresas fora da amostra

		dados n-2	
		Y2008	Y2014
Erro	Tipo I	33,33%	20,00%
	Tipo II	10,00%	0,00%
Capacidade Preditiva Total		76,00%	88,00%

Conforme se observa, os modelos aplicados a uma amostra de empresas não utilizadas na construção dos modelos, as capacidades preditivas são de 76%, no caso do Y2008, e de 88%, no caso do modelo Y2014. Constata-se também que os modelos produzem maiores percentagens de erros do Tipo I.

O ano 2013 é caracterizado como sendo um ano de retração económica (conforme se verifica no Gráfico 2), pelo que seria de esperar que o modelo Y2014 fosse mais adequado a este ano.

Tabela 21 – Resultados dos Modelos aplicados ao ano n-1

Resultados da Classificação (n-1)					
		Modelo Y2014			TOTAL
		Insolvente	"Cinzenta"	Solvente	
2014	Insolvente	8	4	1	13
	Solvente	1	5	6	12
TOTAL		9	9	7	25
					92,00%
% Erro tipo I		7,69%			
% Erro tipo II		8,33%			
zona cinzenta		36,00%			
Resultados da Classificação (n-1)					
		Modelo Y2008			TOTAL
		Insolvente	"Cinzenta"	Solvente	
2008	Insolvente	4	6	0	10
	Solvente	0	10	0	10
TOTAL		4	16	0	20
					100,00%
% Erro tipo I		0,00%			
% Erro tipo II		0,00%			
zona cinzenta		80,00%			

Por último, testou-se o modelo para a amostra de empresas que fizeram parte da amostra de 2014 e que tinham contas publicadas referentes ao ano 2013 para verificar se a um ano do ano de insolvência o modelo se mantém válido.

Sendo que realizou-se o mesmo processo para o ano 2008. Pela observação da Tabela 21 constata-se que os modelos continuam válidos para o ano anterior ao da insolvência.

Os modelos que foram desenvolvidos no presente trabalho apresentam capacidades preditivas elevadas, sempre acima dos 75% a dois anos do ano de insolvência e podem ser replicados para o ano anterior ao da insolvência. Os modelos aplicados a outras amostras de empresas que não as que fizeram parte da amostra de construção do modelo, continuam a apresentar boas taxas de discriminação entre empresas solvente e insolventes.

Apesar de os pressupostos da Análise Discriminante Multivariada não estarem a ser cumpridos na totalidade, o pressuposto da normalidade não é cumprido em nenhum dos modelos e o pressuposto da homogeneidade apenas é cumprido no modelo Y2008, os modelos podem ser considerados como válidos, visto que apresentam boas taxas de classificações corretas²⁴.

²⁴ Foram contruídos modelos de previsão de insolvência, a dois anos, para os dois períodos em análise tendo em conta o cumprimento dos pressupostos da Normalidade, para averiguar quais dos modelos teriam melhor capacidade preditiva. Os modelos obtidos foram **Y'2008 = 1,379 R05 + 6,853 R18**, e o **Y'2014 = 1,639 R05 – 28,094 R22 + 2,146 R24**. Onde,

R05 = Fundo de maneo / Ativo total

R18 = Resultados transitados / Ativo total

R22 = Custos financeiros / Passivo total

R24 = EBITDA / Vendas

Com a aplicação destes modelos, e tendo em conta que são modelos em que foi considerada uma zona de incerteza, aplicados às respetivas amostras obtiveram-se capacidades preditivas de 91% para o modelo de 2008 e de 90% para o modelo de 2014. Para a amostra externa de empresas, os resultados obtidos foram de 70% quando se aplicou o modelo Y'2008 e de 84% com a aplicação do modelo Y'2014.

Tal como nas funções discriminantes determinadas ao longo do trabalho, o rácio R05 é discriminante nos dois modelos referentes aos dois períodos em análise, caso tenhamos em conta o pressuposto da normalidade ou não. O modelo, tendo em conta a normalidade das variáveis, considerou também o R18 para 2008 e o R22 para 2014. Os sinais dos coeficientes de regressão estão em linha com a literatura consultada, assim como com os resultados da análise univariada.

No presente trabalho optámos pelos modelos que não consideram o pressuposto da normalidade visto que os resultados de classificação foram superiores.

Ainda foram criados modelos em que se “forçou” a entrada das variáveis que estão relacionadas com o Crédito Comercial, no entanto, a capacidade preditiva dos modelos baixou, pelo que se excluiu estas variáveis dos modelos.

V. CONCLUSÃO

Conseguir antecipar a insolvência de uma empresa é algo que é desejável para todas as pessoas interessadas na empresa, no entanto, tal não é fácil, sendo que muitas vezes, as PME são empresas com poucos meios, principalmente financeiros e humanos, que possam dedicar recursos a esta problemática.

Assim sendo, torna-se necessário criar uma série de metodologias que permitam às empresas, principalmente PME, de uma forma simples e económica, analisar o risco de uma empresa (seja a própria, cliente, fornecedora ou concorrente) poder vir a entrar em insolvência. Esta problemática não é recente e o estudo da previsão da insolvência tem tido várias abordagens ao longo dos anos e em vários países.

O presente trabalho pretendeu dar um contributo para este tema, com a criação de um modelo de previsão a dois anos antes do ano de insolvência para um setor de atividade específico, o de empresas comercializadoras de materiais de construção civil.

Também se analisou a questão de como o crédito comercial, atribuído e utilizado pela empresa, pode ser umas das causas de insolvência de uma empresa. A análise de risco de crédito comercial é uma função que raramente está presente nas PME, em países com pouca cultura gestionária nas PME, como por exemplo em Portugal, com prazos de pagamento acabam por ser muito alargados e incumprimentos frequentes. A junção destes dois fatores aumenta os custos da cobrança e recuperação das dívidas, sendo que, muitas vezes, há que juntar a este custo, o da perda do valor financeiro da dívida.

Como foi explorado neste trabalho, alguns autores encontraram uma relação, ainda que indireta, entre o investimento, por parte das empresas, em crédito comercial, quer seja atribuído quer seja utilizado, e a insolvência das mesmas. Através dos modelos podemos constatar que o Fundo de maneiio, constituído pela soma dos saldos de clientes e de existências subtraído do saldo

de fornecedores, dividido pelo Total do ativo é um preditor de insolvência, tanto em tempos de recessão como em tempos de expansão económica. E que quanto menor for este rácio maior é a probabilidade de insolvência. Ou seja, se uma empresa não financiar os seus Inventários e o Crédito Comercial atribuído com Crédito Comercial obtido e não ajustar estes fatores à dimensão da empresa (valorizada pelo valor do Ativo) a empresa poderá ter um risco acrescido de entrar em insolvência.

Apesar de o Fundo de Maneio dividido pelo Ativo Total ser preditor de insolvência, os valores que compõem o Fundo de Maneio relacionados com as Vendas ou com o somatório do Custo das Mercadorias Vendidas e dos Fornecimentos e Serviços Externos (R26, R27, R28 e R29) não são preponderantes em conjunto com outras variáveis para prever uma insolvência. No entanto, quando analisadas isoladamente, todos estes rácios foram considerados como preditores de insolvência.

Não foi estudado neste trabalho o efeito propagador das insolvências, mas o facto de o setor de construção ter registado quebras de atividade e aumento de insolvências, pode ter tido influência no número de insolvências destes setores.

De acordo com os modelos encontrados, em anos de expansão, são sintomas de insolvência neste setor de atividade, a gestão corrente da empresa (vista através do rácio R05, Fundo de Maneio / Ativo total), o custo do financiamento (analisado através do R23, Custos de Financiamento / Passivo total) e a rentabilidade das vendas (R24, EBITDA / Vendas).

Quanto ao período de recessão, são sintomas de insolvência neste setor de atividade, a gestão corrente da empresa (vista através do rácio R05, Fundo de Maneio / Ativo total), o custo do financiamento (analisado através do R22, Custos de Financiamento / Passivo total), rentabilidade do ativo (R13, Resultado Líquido / Ativo total) e o financiamento do Ativo por lucros retidos na empresa (Resultados transitados / Ativo total).

Como se pode constatar, os sintomas são diferentes, consoante estamos em anos de recessão ou de expansão económica. No entanto, e tendo em conta os resultados obtidos pela aplicação cruzada dos modelos (aplicação do modelo de 2014 à amostra de 2008 e aplicação do modelo de 2008 à amostra de 2014), os sintomas de épocas de recessão também se verificam em anos expansivos da economia. Aplicando o modelo de 2014 à amostra de 2008 obtivemos uma taxa classificativa de 87,5% e o modelo de 2008 à amostra de 2014 a taxa foi de 82,5%. No entanto é aconselhável aplicar o modelo relativo às condições económicas para evitar o erro de classificar empresas insolventes como solventes.

Quando aplicado o modelo a empresas que declaram insolvência no ano 2013, a dois anos, a taxa de previsão foi de 88% aplicando o modelo de 2014 (coerente com as condições económicas que se verificaram) e de 76% quando aplicado o modelo de 2008.

O modelo desenvolvido, através de um sistema de pontuação, permite que uma empresa crie intervalos de risco e que, com base nos mesmos, atribua um *rating* ou uma classificação aos seus clientes por forma a gerir o risco de crédito comercial e potenciar não apenas as vendas mas, sobretudo, os recebimentos que devem estar implícitos a todas as vendas, reduzindo perdas com incobráveis e maximizando a rentabilidade da empresa.

Permite ainda uma comparação da pontuação da empresa com empresas concorrentes e posicionar o desempenho dos gestores da empresa face ao desempenho dos gestores de empresas concorrentes, podendo ser utilizada esta ferramenta para avaliação do desempenho dos gerentes.

No entanto, existem algumas limitações aos modelos que são comuns à grande maioria dos modelos, nomeadamente aos modelos desenvolvidos para Portugal.

Em primeiro lugar, o tamanho das amostras estudadas é relativamente reduzido, pelo que se corre o risco de a amostra ter problemas de representatividade.

Em segundo lugar, a qualidade dos elementos financeiros que servem de base para análise é outro facto a ter em conta. A maior parte das vezes a qualidade da informação financeira das PME não é aferida e, não colocando em causa a veracidade da mesma, muitas vezes as Demonstrações Financeiras não apresentam uma imagem apropriada e verdadeira, pondo em causa a qualidade da informação financeira.

Uma terceira limitação pode ser apontada ao facto de o modelo não discriminar empresas com relações de grupo das restantes. É comumente sabido que empresas com relações de grupo têm uma maior margem de transferência de resultados, provocando algumas falsas rendibilidades. Tal facto levou a que as autoridades fiscais emanassem normas que reduzam este risco. No entanto, o facto de se poder aplicar o modelo a empresas com relações de grupo pode provocar alguns erros de classificação.

As taxas de previsão dos Modelos mostram que existem rácios financeiros que têm são fortes indiciadores da insolvência e que a análise dos dados financeiros é fundamental para antecipar a insolvência de empresas. No entanto, o acesso à informação financeira muitas vezes não é tempestivo nem oportuno, pois, por exemplo, uma empresa divulga, com a entrega da IES, as suas contas estatutárias ou informação financeira no mês de julho do ano seguinte. Todavia, o processo de degradação financeira é um processo contínuo e que, de acordo com os modelos desenvolvidos neste trabalho, se inicia pelo menos nos dois anos anteriores ao da insolvência, pelo que se torna importante, para prever a insolvência de uma empresa analisar continuamente os dados financeiros da empresa.

O presente trabalho pretendeu dar mais um contributo na área da previsão da insolvência, no entanto, da reflexão realizada, resulta a noção de que seria interessante em estudos futuros analisar o modo como nas empresas a mitigação do risco de crédito comercial é feito.

Sendo este modelo uma ferramenta de análise de risco de crédito comercial que pode ser útil para as PME, em investigações futuras, importaria saber como nas PME é feita a gestão e análise do risco, e de que forma este e

outros modelos são uteis. Outra linha de análise que poderá ser seguida, seria introduzir variáveis não financeiras no modelo, de forma a verificar se existem outras variáveis justificativas, que não apenas as financeiras (sendo que indiretamente já foi introduzida uma variável não financeira, se o ano é de expansão ou de retração económica). Uma terceira linha de investigação que pode ser sugerida, tem a ver com o efeito propagador das insolvências. Neste setor, sendo um setor a montante do setor da construção, seria interessante verificar até que ponto a quebra da atividade do setor da construção influi nas insolvências do setor aqui analisado.

Assim, espera-se que este estudo traga contributos à problemática da previsão da insolvência, especialmente para as empresas e para todos os agentes com algum interesse na empresa, de modo a sensibilizá-los para uma boa gestão e um bom controlo financeiro, que poderão evitar uma futura falência.

VI. BIBLIOGRAFIA

- Altman, Eduard I. (1968) "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The prediction of Corporate Bankruptcy" *The Journal of Finance*. 23 (4), 589-609.
- Altman, Eduard I. (2002) "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta Models", in <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/PredFncIDistr.pdf>.
- Altman, Eduard I.; Haldeman, Robert G.; Narayanan, P. (1977) "Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations" *Journal of Banking & Finance*. 1 (1), 29-54.
- Altman, Eduard I. (1984) "A Further Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question" *The Journal of Finance*. 39 (4), 1067-1089.
- Altman, Eduard I.; Sabato, Gabriele (2005) "Modelling Credit Risk for SME's: Evidence from the US Market" *Abacus (Journal of Accounting, Finance and Business Studies)*. 43 (3), 332-357.
- Alves, Ana C. O. (2013) *Previsão de Insolvência nas PME – O Sector Alimentar*. Dissertação de Mestrado em Contabilidade e Finanças. Universidade de Coimbra.
- Atiya, Amir F. (2001) "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results" *IEEE Transactions on Neural Networks*. 12 (4), 929-935.
- Aziz, M. Adnan; Dar, Humayon (2006) "Predicting Corporate Bankruptcy: Where We Stand?" *Corporate Governance: The international journal of business in society*. 6 (1), 18 – 33.
- Baños-Caballero, Sonia; García-Teruel, Pedro J.; Martínez-Solano, Pedro (2010) "Working Capital Management in SME's" *Accounting and Finance*. 50, 511-527.
- Baños-Caballero, Sonia; García-Teruel, Pedro J.; Martínez-Solano, Pedro (2014) "Working Capital Management, Corporate Performance and Financial Constraints" *Journal of Business Research*. 67, 332-338.
- Barros, Gabriel C. O. (2008) *Modelos de Previsão da Falência de Empresas –*

- Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas*. Dissertação de Mestrado em Economia e Políticas Públicas. Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa.
- Bass, Richard M. V. (1991) *Credit Management: How to Manage Credit Effectively and Make a Real Contribution to Profit*. 3rd ed. Stanley Thornes (Publishers) Ltd.
- Battiston, Stefano; Gatti, Domenico Delli; Gallegati, Mauro; Greenwald, Bruce; Stiglitz, Joseph E. (2007) "Credit Chains and Bankruptcy Propagation in Production Networks" *Journal of Economics Dynamics & Control*. 31, 2061-2084.
- Beaver, William H. (1966) "Financial ratios as predictors of failure" *Journal of Accounting Research*. 4, 71-111.
- Bellovary, Jodi; Giacomino, Don; Akers, Michael (2007) "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present" *Journal of Financial Education*. 33, 1-42.
- Bhabra, Gurmeet Singh; Yao, Yuan (2001) "Is Bankruptcy Costly? Recent Evidence on the Magnitude and Determinants of Indirect Bankruptcy Costs" *Journal of Applied Finance & Banking*. 1 (2), 39-68.
- Bhimani, Alnoor; Mohamed, Azzim G.; Lopes, Samuel D. (2010) "Accounting and non-accounting determinants of default: An analysis of privately-held firms" *Journal of Accounting Public Policy*. 29, 517-532.
- Bisogno, Marco; de Luca, Roberto (2012) "Indirect Costs of Bankruptcy: Evidence from Italian SMEs" *Journal of Accounting and Finance*. 2 (1), 20-30.
- Bistrova, Julia; Lace, Natalja; Peleckiene, Valentina (2011) "The Influence of Capital Structure on Baltic Corporate Performance" *Journal of Business Economics and Management*. 12 (4), 655-669.
- Boissay, Frederic; Gropp, Reint (2007) "Trade Credit Defaults and Liquidity Provision by Firms". *European Central Bank Working Paper 753*. Frankfurt.
- Bredart, Xavier (2014) "Bankruptcy Prediction Model Using Neural Networks" *Accounting and Finance Research*. 3(2), 124-128.
- Brîndescu-Olariu, Daniel (2014) "Labor Productivity as a Factor for bankruptcy Prediction – Empirical study" *Sea – Practical Application of Science*, II (4-6), 27-32.

- Bureau of Business Research (1930) *A Test Analysis of Unsuccessful Industrial Companies*. Bulletin Nº 31. Urbana: University of Illinois Press.
- Chen, Kug H.; Shimerda, Thomas A (1981) "An empirical analysis of useful financial ratios" *Financial Management*. 10(1), 51-60.
- Choi, Woon Gyu; Kim, Yungsan. (2005) "Trade Credit and the Effect of Macro-Financial Shocks: Evidence from U.S. Panel Data" *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 40, 897-925.
- Chudson, Walter A. (1945) "The Pattern of Corporate Financial Structure: A Cross-Section View of Manufacturing, Mining, Trade and Construction, 1937" New York: National Bureau of Economic Research.
- Cielen, Anja; Peeters, Ludo; Vanhoof, Koen (2004) "Bankruptcy Prediction using Data Envelopment Analysis" *European Journal of Operational Research*. 154, 526-532.
- Coats, Palmela K.; Fant, L Franklin (1993) "Recognizing financial distress patterns using a neural network tool" *Financial Management*. 22 (3), 142-155.
- Connel, William (2014) "The Late Impact of Late Payments". *DG for Economic and Financial Affairs, European Commission. Economic Papers 531*. Bruxelas.
- Cordeiro, António Menezes (2013) *Perspetivas evolutivas do Direito de Insolvência, 1ª Edição*. Coimbra: Edições Almedina.
- Correia, Carla S. V. (2012) *Previsão da Insolvência: Evidência no Setor da Construção*. Dissertação de Mestrado em Economia. Universidade de Aveiro.
- Correia, Eduardo H. S. (1977) "Evolução Histórica das Penas" *Boletim da Faculdade de Direito da Universidade de Coimbra*. 53, 51-310.
- Couto, Joana C. (2012) *Os determinantes da mortalidade das PME*. Dissertação de Mestrado em Contabilidade. Universidade de Aveiro.
- Deakin, Elizabeth (1972) "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure" *Journal of Accounting Research*. 10 (1), 167-179.
- Dias, Helena P. N. (2008) *Previsão de Insolvência Financeira: Uma Aplicação ao Sector do Calçado Português*. Dissertação de Mestrado em Economia. Universidade da Beira Interior.
- Eisenbeis, Robert A. (1977) "Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics" *The Journal of Finance*. 32 (3), 875-900.

- Ferris, J. Stephen (1981) "A Transaction Theory of Trade Credit Use" *The Quarterly Journal of Economics*. 96, 243-270.
- Fitzpatrick, Paul Joseph (1932) "A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies" *The Certified Public Accountant* , 598-605.
- García-Teruel, Pedro Juan; Martínez-Solano, Pedro (2007) "Short-term debt in Spanish SME's" *International Small Business Journal*. 25 (6), 579-602.
- Geraldo, Manuel A. (2005) *A avaliação de risco de crédito bancário nas empresas do sector da construção*. Dissertação de Mestrado em Finanças Empresariais. Universidade do Algarve.
- Gonçalves, Domingos (2011) *Estimação da Probabilidade de Falência – Aplicação Empírica em PME's não Financeiras Portuguesas*. Dissertação de Mestrado em Finanças. Universidade do Porto.
- Hooshmand, Abdolhamid (2015) "The Effect of Auditor opinion and Earnings Management on Bankruptcy Prediction of Companies Listed on Tehran Stock Exchange (TSE)" *Advances in Environmental Biology*. 9(5), 312-319.
- Hutchinson, Patrick; Ray, Graham (1986) "Surviving the Financial Stress of Small Enterprise Growth" *The Survival of the Small Firms*. 1, 53-74.
- Jackendoff, Nathaniel (1962) "A Study of Published Industry Financial and Operating Ratios" Philadelphia: Temple University, Bureau of Economic and Business Research.
- Jones, Frank (1987) "Current Techniques in bankruptcy prediction" *Journal of Accounting Literature*. 6, 131-164.
- Laffer, Arthur B. (1970) "Trade Credit and the Money Market" *Journal of Political Economy*. 78 (2), 239-267.
- Legault, Jean (1987) "CA-score, A Warning System for Small Business Failures" *Bilanas*, 29-31.
- Martínez-Sola, Cristina; García-Teruel, Pedro J.; Martínez-Solano, Pedro (2014) "Trade Credit and SME Profitability" *Smal Bus Econ*. 42, 561-577.
- Matos, Bernardo G. C. (2013) *Modelo de estimação de risco de crédito nos clubes de futebol*. Dissertação de Mestrado em Finanças. Instituto Superior de Economia e Gestão.

- Meltzer, Allan H. (1960) "Mercantile Credit, Monetary Policy and Size of Firms" *The Review of Economics and Statistics*. 42 (4), 429-437.
- Merwin, Charles L. (1942) "Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936" New York: National Bureau of Economic Research.
- Modigliani, Franco; Miller, Merton H. (1958) "The Cost of Capital, Corporation Finance, and the Theory of Investment" *The American Economic Review*. 48 (3), 261-297.
- Modigliani, Franco; Miller, Merton H. (1963) "Corporate Income Taxes and the Cost of Capital: A Correction" *The American Economic Review*. 33 (3), 433-443.
- Mukhopadhyay, Ayan; Tiwari, Suman; Narsaria, Ankit; Karmaker, Bhaskar R. (2012) "A New Approach to Predicting Bankruptcy: Combining DEA and Multi-Layer Perceptron" *International Journal of Computer Science Issues*. 9(2), 71-78.
- Myers, Stewart C.; Majluf, Nicholas S. (1984) "Corporate Financing and Investment Decisions When Firms Have Information That Investors Do Not Have" *Journal of Financial Economics*. 13, 187-221.
- Neves, João Carvalho; Silva, João Andrade (1998) "Análise do risco de incumprimento: na perspectiva da segurança social", in http://pascal.iseq.utl.pt/~jcneves/paper_relatorio_fct1.PDF.
- Nobre, Ana M. B. D. (2012) *Modelos de Previsão de Falências das Pequenas e Médias Empresas em Portugal*. Dissertação de Mestrado em Ciências Económicas e Empresariais. Universidade dos Açores.
- Nunes, Rui M. N. (2012) *Insolvência no sector cerâmico*. Dissertação de Mestrado em Contabilidade e Finanças. Escola Superior de Gestão e Tecnologia do Instituto Politécnico de Santarém.
- Odom, Marcus D.; Sharda, Ramesh (1990) "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction" in *Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks*. Oklahoma, Estados Unidos da América 17-21 de junho de 1990.
- Ohlson, James A. (1980) "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy" *Journal of Accounting Research*. 18 (1), 109-131.

- Pacheco, Luis (2015) "SMEs Probability of Default: The Case of the Hospitality Sector" *Tourism & Management Studies*. 11 (1), 153-159.
- Paul, Salima; Wilson, Nicholas (2007) "The Determinants of Trade Credit Demand: Survey Evidence and Empirical Analysis" *Journal of Accounting, Business and Management*. 14, 96-116.
- Paul, Salima; Boden, Rebecca (2012) "Getting Paid: Lessons for and from SMEs". The Association of Chartered Certified Accountants (London).
- Paul, Salima; Boden, Rebecca (2014) "Trade credit: A Literature Review" British Business Bank.
- Pereira, José M.; Basto, Mário; Diaz Gómez, Fernando; Albuquerque, Eduardo B. (2010) "Los modelos de predicción del fracaso empresarial. Propuesta de un ranking" in XIV Encuentro AECA 2010 *Innovación y responsabilidad: desafíos y soluciones*. Coimbra, Portugal, 23-24 de setembro de 2010. Asociación Española de Contabilidad y Administración.
- Peres, Cândido J. (2014) *A eficácia dos modelos de previsão de insolvência – aplicação ao caso das sociedades portuguesas*. Dissertação de Mestrado em Controlo de Gestão e dos Negócios. Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- Petersen, Mitchell; Rajan, Raghuran G. (1994) "The Benefits of Lending Relationships: Evidence of Small Business Data" *The Journal of Finance*. 49 (1), 3-37.
- Petersen, Mitchell; Rajan, Raghuran G. (1997) "Trade Credit: Theories and Evidence" *Review of Financial Studies*. 10, 691-691.
- Pike, Richard; Cheng, Nam Sam (2003) "Trade Credit Decision- Evidence of UK firms" *Managerial and Decision Economics*. 24 (6-7), 417-514.
- Pinches, George E.; Eubank, Arthur A.; Mingo, Kent A.; Caruthers, J. Kent. (1975) "The hierarchical classification of financial ratios" *Journal of Business Research*. 3(4), 295-310.
- Rahaman, Mohammad M. (2011) "Access to Financing and Growth" *Journal of Banking and Finance*. 35 (3), 709-723 .
- Reis, Elizabeth (2001) *Estatística Multivariada Aplicada, 2ª Edição*. Lisboa: Edições Sílabo.

- Robichek, Alexander A.; Myers, Stewart C. (1966) "Problems in Theory of Optimal Capital Structure" *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 1 (2), 1-35.
- Salvador, Ana F. L. (2012) *Previsão de falência na restauração*. Dissertação de mestrado em Contabilidade. Universidade do Algarve.
- Santos, Luís F. M. L. (1996) *Fluxos de Caixa – a avaliação do desempenho e prevenção da insolvência*. Dissertação de mestrado em Contabilidade e Finanças Empresariais. Universidade Aberta.
- Santos, Paulo J.M. (2000) *Falência empresarial – modelo discriminante e logístico de previsão aplicado às PME do sector têxtil e do vestuário*. Dissertação de mestrado em Contabilidade e Auditoria. Universidade Aberta e Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra.
- Schwartz, Robert A. (1974) "An Economic Model of Trade Credit" *Journal of Finance and Quantitative Analysis*. 9, 643-657.
- Silva, Ana I. S. (2010) *Um Modelo de Previsão de Insolvência Financeira*. Dissertação de Mestrado em Economia. Universidade da Beira Interior.
- Silva, Ana R. S. C. (2011) *Modelos de previsão de falências de empresas*. Dissertação de Mestrado em Contabilidade. Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- Smith, Raymond; Winakor, Arthur H. (1935) "Changes in Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations" *Bureau of Business Research, Bulletin* Nº 51. Urbana: University of Illinois Press.
- Summers, Barbara; Wilson, Nicholas. (2002) "An Empirical Investigation of Trade Credit Demand" *International Journal of the Economic of Business*. 9 (2), 257-270.
- Warner, Jerold B. (1977) "Bankruptcy Costs: Some Evidence" *The Journal of Finance*. 32 (2), 337-347.
- Wells, Ron. (2004) *Global Credit Management: An Executive Summary*. John Wiley & Sons Ltd.
- Wilson, Nick. (2003) "Strategic Trade Credit Management and Corporate Performance". *Credit Management in a European Context*, Economica Verlag, Huthing GmbH and Co.

Zmijewski, Mark E. (1984) "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models" *Journal of Accounting Research*. 22, 59-82.