



**Carla Susana
Valente Correia**

**Previsão da Insolvência: Evidência no Setor da
Construção**



**Carla Susana
Valente Correia**

**Previsão da Insolvência: Evidência no Setor da
Construção**

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Economia, realizada sob a orientação científica da Doutora Elisabete Fátima Simões Vieira, Professora Adjunta do Instituto Superior de Contabilidade e Administração da Universidade de Aveiro e do Doutor Joaquim Carlos da Costa Pinho, Professor Auxiliar no Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial da Universidade de Aveiro.

o júri

Presidente

Prof. Doutor António Miguel Amoedo Lebre de Freitas

Professor Auxiliar do Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial da Universidade de Aveiro

Prof.^a Doutora Celeste Maria Dias de Amorim Varum

Professora Auxiliar do Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial da Universidade de Aveiro

Prof.^a Doutora Elisabete Fátima Simões Vieira

Professora Adjunta do Instituto Superior de Contabilidade e Administração da Universidade de Aveiro

Prof. Doutor Joaquim Carlos da Costa Pinho

Professor Auxiliar do Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial da Universidade de Aveiro

agradecimentos

A execução deste trabalho só foi possível com o contributo de diversas pessoas das mais diversas formas. A todas quero expressar a minha gratidão. Em especial, à Professora Elisabete e ao Professor Carlos Pinho, por toda a dedicação e apoio demonstrado. A todos os professores do DEGEI pelos ensinamentos que me apresentaram ao longo do curso. Agradeço às minhas colegas de curso pela amizade. Agradeço de forma especial aos meus familiares e amigos próximos pelo incentivo, paciência e por partilharem comigo a vontade de concretizar este objetivo.

palavras-chave

Insolvência, previsão, setor da construção, MPL, Logit, Probit.

resumo

O elevado e crescente número de insolvências verificadas nos últimos anos em Portugal fez crescer o interesse pela previsão de insolvência empresarial. Neste contexto, pretendemos determinar a existência de variáveis capazes de prever a probabilidade de insolvência das empresas, considerando uma amostra de 150 empresas insolventes e 150 empresas em atividade, pertencentes ao sector da construção. Aplicamos os modelos de probabilidade linear, o *logit* e o *probit*, e definimos um conjunto de indicadores económico-financeiros que julgamos pertinentes para o estudo da insolvência. Os resultados mostram que há diferenças significativas entre a probabilidade de uma empresa ter sucesso e ter dificuldades, sendo que o rácio que se mostrou particularmente importante para a previsão de insolvência foi o rácio de cash-flow ativo total. As empresas que apresentavam maiores valores para este rácio, incorriam numa menor probabilidade de insolvência. Com esta aplicação esperamos que os intervenientes nas empresas possam evitar mais facilmente problemas financeiros futuros.

keywords

Bankruptcy, prediction, construction industry, LPM, Logit, Probit.

abstract

The larger and increasing number of bankrupt companies ensued in recent years in Portugal has increased the interest in corporate bankruptcy prediction models.

In this context, it was intended to determine the possible existence of variables able to predict the probability of insolvency of companies. Therefore a sample of 150 insolvent firms and 150 operating companies belonging to the construction industry was considered.

The linear probability model, as well as the *logit* and *probit* models were applied, and a set of economic and financial indicators that were considered relevant to the study of insolvency were designed.

The results shown that there are significant differences between the probability of a company have success and failure, and the ratio that was particularly important for the prediction of insolvency was the cash-flow to total assets ratio. Companies with had high results on this ratio incurred a lower probability of insolvency. This application is intended for those with executive power involved in businesses so that possible future financial problems can be avoided.

Índice

Índice	i
Lista de Tabelas.....	ii
Lista de Figuras	ii
Lista de Anexos	ii
Siglas e Abreviaturas.....	iii
1. Introdução	1
2. A insolvência empresarial.....	3
2.1. Definição de insolvência	3
2.2. Evolução da insolvência em Portugal	6
3. Modelos de Previsão da Insolvência	10
3.1. Modelo de Análise Univariada.....	10
3.2. Análise Discriminante Múltipla	11
3.3. Modelo <i>Logit</i>	15
3.4. Modelo <i>Probit</i>	18
3.5. Outros modelos de previsão da insolvência	18
3.6. Conclusão	21
4. Estudo Empírico.....	24
4.1. Seleção da Amostra	24
4.2. Metodologia.....	26
4.2.1. Modelos de Probabilidade Condicionada	26
4.2.2. Variáveis Independentes.....	30
4.2.3. Regressão	33
4.3. Resultados Empíricos	35
4.3.1. Estatísticas descritivas.....	35
4.3.2. Aplicação dos modelos.....	38
4.3.3. Resumo.....	50
5. Conclusão.....	53
Bibliografia.....	55
Anexos	59

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Evolução anual da insolvência em Portugal	7
Tabela 2 - Evolução anual do peso relativo da insolvência por distrito	7
Tabela 3 - Evolução anual da insolvência em Portugal por sector	8
Tabela 4 - Autores e metodologias.....	21
Tabela 5 - Caracterização da amostra das empresas insolventes por região	25
Tabela 6 - Sinal esperado dos rácios na previsão de insolvência	34
Tabela 7 - Matriz de correlação das variáveis independentes	35
Tabela 8 - Estatísticas descritivas das variáveis explicativas	37
Tabela 9 - Resultado da estimação 1º ano antes da insolvência.....	39
Tabela 10 - Resultado da estimação 2º ano antes da insolvência	42
Tabela 11 - Resultado da estimação 3º ano antes da insolvência	44
Tabela 12 - Resultado da estimação 4º ano antes da insolvência	46
Tabela 13 - Resultado da estimação 5º ano antes da insolvência	48

Lista de Figuras

Figura 1 - Modelo do fracasso das empresas do setor da construção	4
---	---

Lista de Anexos

Anexo 1 - Estatística descritiva para o 2º ano antes da insolvência	60
Anexo 2 - Estatística descritiva para o 3º ano antes da insolvência	61
Anexo 3 - Estatística descritiva para o 4º ano antes da insolvência	62
Anexo 4 - Estatística descritiva para o 5º ano antes da insolvência	63

Siglas e Abreviaturas

CAT	–	Cash-flow Ativo Total
CIRE	–	Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas
Coef.	–	Coeficiente
COFACE	–	Compagnie d'Assurance por le Commerce Extérieur
DEA	–	Análise Evolutiva dos Dados
End	–	Endividamento
FM	–	Fundo de Maneio
LG	–	Liquidez Geral
MLE	–	Método da Máxima Verosimilhança
MPL	–	Modelo de Probabilidade Linear
OLS	–	Método dos Mínimos Quadrados
Prob.	–	Probabilidade
RA	–	Rotação do Ativo
Rend.	–	Rendibilidade
RCP	–	Rendibilidade do Capital Próprio
RLV	–	Rendibilidade Líquida das Vendas
RLA	–	Rendibilidade Líquida do Ativo
SABI	–	Sistema de Análise de Balanços Ibéricos
Sit	–	Situação da empresa
SVM	–	Support Vector Machine

1. Introdução

No atual contexto de crise económica, as insolvências de empresas tornaram-se bastante comuns em Portugal. Uma vez cientes dos problemas que estes inúmeros processos acarretam, torna-se pertinente desenvolver um trabalho que aprofunde a análise sobre a previsão de insolvências no contexto do mercado português.

A problemática da previsão das insolvências desde cedo suscitou o interesse dos investigadores. Após Beaver (1966) abordar o tema, muitos outros estudos empíricos têm sido realizados. O objetivo principal consiste na utilização de um modelo que permita prever, com fiabilidade, se as empresas apresentam ou não uma situação de dificuldades financeiras. Para tal, os modelos recorrem essencialmente a rácios económicos e financeiros. Contudo, devido à falta de base teórica nesta temática, as metodologias aplicadas pelos autores são distintas, sendo que cada autor apresenta modelos e argumentos variados para a sua aplicação empírica.

Em Portugal, diversos estudos abordaram este tema, analisando essencialmente o sector do vestuário, por ter sido um dos sectores mais frágeis quer a nível económico, quer a nível de ambiente social (Leal & Santos, 2007). Uma vez que a realidade se alterou, suscita-nos o interesse de encontrar um modelo de previsão de insolvência para o sector da construção, um sector que enfrenta dificuldades extremas no período que atravessamos.

Neste contexto, pretendemos analisar um modelo baseado em indicadores económicos e financeiros que consiga prever situações futuras de insolvabilidade, num prazo de cinco anos antecedentes à insolvência. Igualmente, pretendemos aferir a importância dos indicadores económicos e financeiros utilizados no modelo.

Julgamos que este trabalho permite acrescentar alguns contributos na investigação desta temática. Primeiro, acrescenta evidência empírica sobre a previsão de insolvências em Portugal. Segundo, permite antecipar problemas financeiros das empresas, o que faz com que os gestores destas possam desenvolver estratégias de recuperação, que evitem a sua insolvência. Terceiro, permite extrair do modelo os rácios

mais pertinentes na previsão da insolvência. Finalmente, analisa o sector da construção, que carece de investigação a este nível.

O presente estudo encontra-se organizado em cinco capítulos. No primeiro capítulo, começámos por fazer uma introdução ao tema, explicámos os objetivos do trabalho, bem como as motivações para a sua concretização. No capítulo seguinte abordaremos o tema da insolvência empresarial, onde será definido o seu conceito, causas e respetivas consequências. Serão também apresentados dados estatísticos, a nível dos distritos e dos sectores de atividade, bem como da evolução da insolvência em Portugal. No capítulo três expomos os principais modelos estudados na bibliografia, desde a análise univariada, análise discriminante múltipla, passando pelo modelo *Logit* e *Probit*, assim como também serão salientados outros modelos de previsão de insolvências estudados até à atualidade. Segue-se o capítulo quatro, dedicado ao estudo empírico por nós realizado, em que apresentamos a amostra, a metodologia de estudo e os resultados obtidos com o nosso modelo. Por último, no capítulo cinco, expomos as conclusões finais da investigação.

2. A insolvência empresarial

Neste capítulo é efetuado um enquadramento do estudo, definindo legalmente em que consiste a insolvência, as suas causas e as suas consequências. De seguida, iremos proceder à análise e reflexão da evolução da insolvência em Portugal.

2.1. Definição de insolvência

De acordo com o n.º 1 do Artigo 3º do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE), é considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas. Assim, no contexto de uma empresa, significa que o seu passivo seja manifestamente superior ao ativo, implicando que face a uma situação de atividade insustentável, não haja capacidade patrimonial por parte da empresa em liquidar os seus compromissos.

O dever de apresentação à insolvência existe desde que se reconhece a situação de impotência, no qual a empresa evidencia incapacidade em continuar a satisfazer a generalidade dos seus compromissos. O artigo 18º do CIRE consagra que o devedor deve requerer a declaração da sua insolvência dentro dos 60 dias seguintes à data do conhecimento da situação de insolvência ou à data em que devesse conhecê-la.

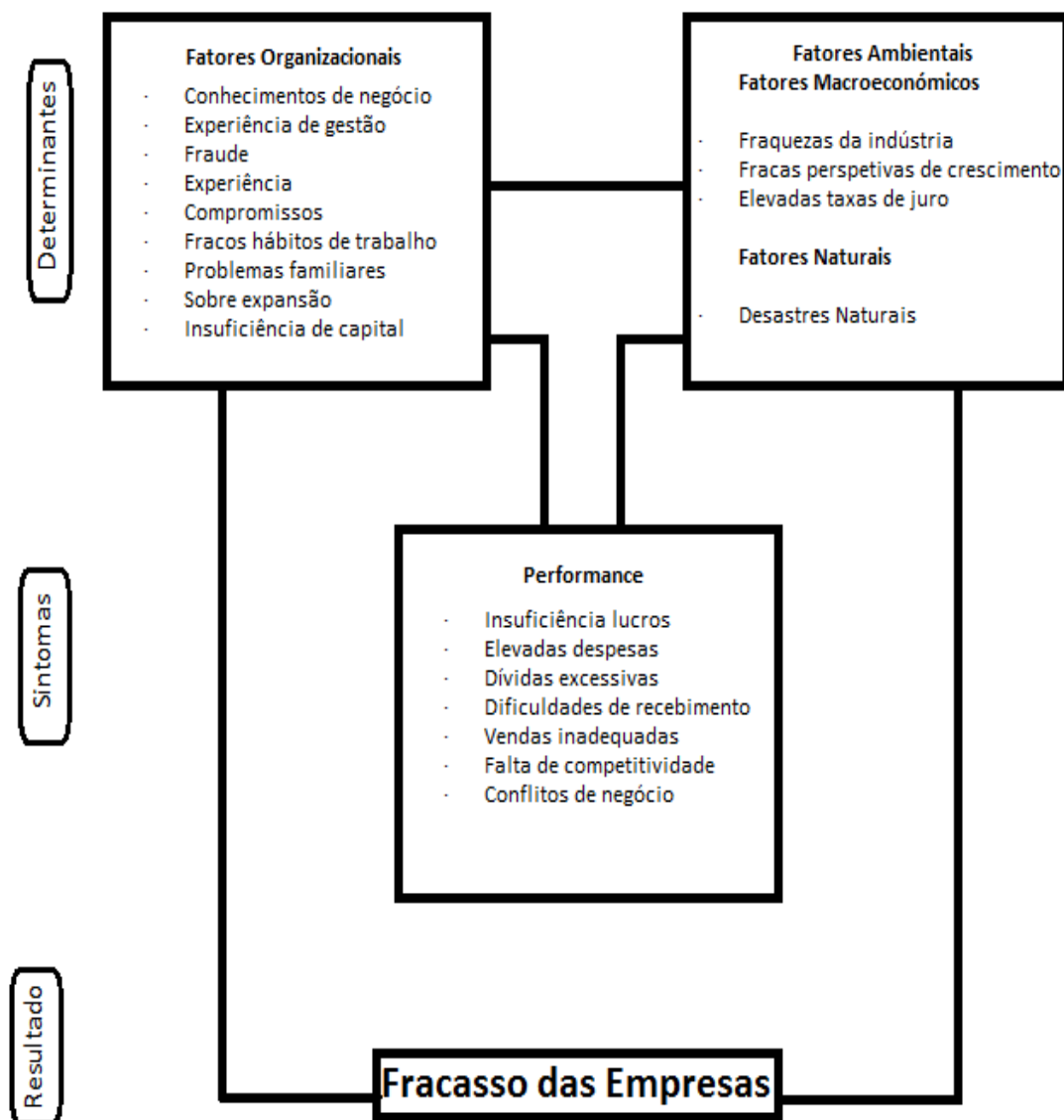
Caso o devedor não se apresente à insolvência, esta poderá ser pedida por qualquer credor ou responsável legal pelas dívidas do insolvente, ficando a empresa sujeita à culpa grave na insolvência, assim como poderá ter consequências de carácter criminal.

Charitou et al. (2004) afirmaram que os fatores que estão na base do processo de insolvência variam, podendo as principais causas de dificuldades financeiras nas empresas incidir sobre a gestão, a liderança e dificuldades na operação de sucesso no mercado. Como Xu & Wang (2009) afirmaram, a eficiência de uma empresa é bastante informativa acerca do seu funcionamento e saúde financeira. De facto, constatamos que as empresas

começam a sentir dificuldades financeiras quando encontramos sintomas de instabilidade nos balanços.

Para percebermos melhor quais os determinantes e os sintomas de fracasso nas empresas do setor da construção, tivemos por base o estudo de Ardití et al. (2000), cujo modelo está apresentado na Figura 1.

Figura 1 - Modelo do fracasso das empresas do setor da construção



Fonte: Ardití et al. (2000).

Como podemos ver, os autores dividiram em dois grupos os fatores que levam ao fracasso das empresas, distinguindo os fatores relacionados com a organização dos fatores ambientais.

No primeiro grupo temos os assuntos internos das empresas, como os problemas a nível de tesouraria e os problemas relacionados com as pessoas que trabalham nas organizações. Por outro lado, as questões externas contemplam variáveis como as elevadas taxas de juro, a fraca perspetiva de crescimento das empresas e as fraquezas da indústria respetiva. A diminuição dos lucros, o endividamento e a falta de competitividade, entre outros, são os principais sintomas provocados pelos diversos fatores mencionados.

À medida que uma empresa enfrenta problemas financeiros entra numa fase de perigo, devendo a gestão proceder a alterações nas atividades e na estrutura de capital de forma a manter a empresa o mais saudável possível. Muitas empresas têm tentado reestruturar as suas operações de forma a sobreviver em mercados cada vez mais competitivos. Deste modo, torna-se essencial antecipar as dificuldades financeiras, antes de se entrar num processo de insolvência, na tentativa de ser possível atuar a tempo de evitar uma situação mais crítica. Assim, a gestão precisa de instrumentos que permitam o controlo do desempenho da atividade e que alertem para a existência de dificuldades financeiras. É determinante um diagnóstico de antecipação da insolvência, de forma que se tomem ações estratégicas internas ou externas com o aparecimento dos primeiros sintomas de dificuldade económico-financeira.

Os modelos de previsão de insolvências são ferramentas que proporcionam informação importante não só para os gestores e acionistas, mas também para credores, fornecedores, investidores, empregados, auditores e outros intervenientes:

1. Para os investidores tem utilidade na tomada de decisões de investimento;
2. Aos gestores permite identificar problemas internos das empresas, e atuar na tentativa de os corrigir;
3. À administração permite definir as decisões estratégicas das empresas;
4. Aos empregados, permite prever o futuro a nível de emprego e carreira;

5. Aos credores e a instituições financeiras, permite-lhes avaliar a capacidade da empresa pagar os seus compromissos atempadamente;
6. Quanto aos auditores, tem utilidade para poderem equacionar os problemas da continuidade da empresa;
7. Quanto aos outros intervenientes, temos o exemplo do Estado, que fiscaliza, regula e recebe impostos por parte das entidades empresarias.

O problema das dificuldades das empresas tem merecido especial atenção, pois põe em causa não só o desenvolvimento da economia, como também o bem-estar das pessoas que nelas estão envolvidas. As consequências dos processos de insolvência podem repercutir-se no aumento do desemprego e levar a outros efeitos sociais, como a marginalização e exclusão social.

Outras das consequências da insolvência são os custos diretos e indiretos que as empresas enfrentam. De acordo com Warner (1977), os custos diretos, que incluem os custos administrativos e judiciais, representam uma pequena parte do valor das empresas. Por outro lado, os custos indiretos, que refletem a dificuldade de dirigir a empresa ao processo de reorganização (Opler & Titman, 1994), representam um valor significativo. Segundo Altman (1984), os custos indiretos podem ser superiores a 20% do valor da empresa.

Por ser um tema que suscita tanto interesse, os investigadores exploraram não só as causas e os custos da insolvência, como também propuseram modelos estatísticos sofisticados com vista à previsão de possíveis dificuldades das empresas.

2.2. Evolução da insolvência em Portugal

Nos últimos anos tem-se assistido a um crescente número de pedidos de insolvência por parte das empresas portuguesas. A COFACE – Serviços Portugal, faz anualmente estudo de insolvências, créditos vencidos e constituições de empresas em

Portugal. A Tabela 1 apresenta o número de empresas com registo de insolvências publicadas no triénio 2009 - 2011.

Tabela 1 - Evolução anual da insolvência em Portugal

Insolvências	2009	2010	2011
Declarada a insolvência	1.251	1.805	2.093
Declarada a insolvência-Apresentada	1.467	1.469	2.075
Declarada a insolvência-Requerida	1.646	1.739	1.785
Plano de Insolvência	86	131	124
Total de Insolvências	4.450	5.144	6.077

Fonte: COFACE

Podemos observar que houve uma aceleração das insolvências de 2009 para 2011. Evidencia-se que em 2009 o total das insolvências situava-se nos 4.450 e passou para 6.077 em 2011, representando um acréscimo de cerca de 37%.

A Tabela 2 apresenta a evolução anual, entre os anos 2009 e 2011, do peso relativo dos casos de insolvência por distrito.

Tabela 2 - Evolução anual do peso relativo da insolvência por distrito

Distrito	2009	2010	2011	Distrito	2009	2010	2011
Aveiro	9%	9,2%	8,5%	Portalegre	0,6%	0,7%	0,7%
Beja	0,4%	0,5%	0,3%	Porto	26,3%	23,7%	24,2%
Braga	15,6%	16,1%	13,8%	Santarém	3,6%	4,5%	4,5%
Bragança	0,6%	0,4%	0,4%	Setúbal	4,1%	4%	4,8%
C. Branco	1,8%	1,4%	1,6%	V. Castelo	2%	2,1%	2%
Coimbra	3,3%	3,6%	2,9%	Vila Real	0,8%	0,6%	0,8%
Évora	1%	1%	1,1%	Viseu	2,3%	2,7%	2,1%
Faro	2,1%	2,5%	3,2%	A. Heroísmo	0,1%	0%	0,1%
Guarda	0,8%	0,7%	0,7%	Horta	0,1%	0,1%	0,1%
Leiria	5%	4,8%	5,8%	P. Delgada	0,3%	0,4%	0,4%
Lisboa	18,3%	18,7%	19,4%	Madeira	1,9%	2,4%	2,6%

Fonte: COFACE

O distrito com maior peso de insolvências é o Porto, representando cerca de 26% das insolvências em 2009, seguindo-se depois os distritos de Lisboa (18,3%) e Braga (15,6%). Com menor peso relativo de insolvências temos os distritos de Angra do Heroísmo e Horta, com 0,1% de casos. Ao longo do triénio mantem-se a relação de 2009.

A Tabela 3 mostra a evolução anual de insolvências, mas, neste caso, de acordo com o sector de atividade.

Tabela 3 - Evolução anual da insolvência em Portugal por sector

Sector	N.º			%		
	2009	2010	2011	2009	2010	2011
Agricultura, caça e pescas	120	146	269	2,7	2,8	4,4
Comércio a retalho	577	648	888	13,0	12,6	14,6
Comércio de veículos	139	167	210	3,1	3,2	3,5
Comércio por grosso	680	745	858	15,3	14,5	14,1
Construção	916	1.180	1.401	20,6	22,9	23,1
Eletricidade, gás e água	2	3	5	0,0	0,1	0,1
Hotelaria e restauração	173	230	349	3,9	4,5	5,7
Vestuário	498	519	511	11,2	10,1	8,4
Indústria transformadora	555	631	689	12,5	12,3	11,3
Serviços e telecomunicações	395	491	628	8,9	9,5	10,3
Transportes	207	201	253	4,7	3,9	4,2
Outras	188	183	16	4,2	3,6	0,3
Total	4.450	5.144	6.077	100,0	100,0	100,0

Fonte: COFACE

Podemos constatar que no período em questão, os sectores que são responsáveis pelo maior número de insolvências são o sector da construção (ultrapassando nos 3 anos os 20% de casos) e o comércio por grosso (responsável por cerca de 14% a 15% das insolvências). Por outro lado, e de acordo com o esperado, o setor da eletricidade gás e água parece não sofrer do problema das insolvências.

Quanto à evolução, constata-se um aumento significativo das insolvências de 2009 a 2011, em especial no sector da construção que passa de 577 no ano 2009 para 888 no ano 2011, representando um aumento de cerca de 54%, bastante acima do acréscimo global de 37%.

Os setores que apresentam uma maior estabilidade do número de insolvências ao longo de período analisado são os setores do vestuário e dos transportes, sendo de destacar o decréscimo de casos no sector do vestuário, altamente penalizado noutros períodos.

Tendo em conta os dados apresentados anteriormente, podemos concluir que o sector a analisar (empresas de construção) apresenta alguma fragilidade.

Após termos clarificado o conceito de insolvência e analisado a evolução dos processos de insolvência em Portugal, vamos apresentar os diferentes modelos de insolvência de empresas, bem como os resultados de alguns estudos levados a cabo no contexto desta temática.

3. Modelos de Previsão da Insolvência

Neste capítulo fazemos uma revisão da bibliografia encontrada, explicando os modelos utilizados pelos autores nos seus estudos de previsão de insolvência.

Os estudos empíricos entretanto levados a cabo foram aplicados em contextos distintos, diferentes sectores de atividade e em diversos países, utilizando diferentes técnicas e aplicando diversos indicadores económico-financeiros. Contudo, todos os autores tinham como objetivo prever antecipadamente as dificuldades das empresas e verificar se os rácios indicavam dificuldades financeiras, que posteriormente levariam a empresa à insolvência.

3.1 Modelo de Análise Univariada

A primeira técnica para prever dificuldades financeiras das empresas baseou-se nos modelos de análise univariada, recorrendo essencialmente a informação de natureza financeira. Este tipo de análise consiste num modelo em que a variável dependente é explicada a partir de uma única variável independente, ou seja, cada indicador é estudado isoladamente e de forma descritiva. Exemplificando, podemos estudar probabilidade de uma empresa vir a ser insolvente em função da sua rendibilidade.

Neste contexto, o primeiro estudo conhecido sobre a análise de rácios financeiros na previsão de insolvências é atribuído a Beaver (1966) que apresentou a sua análise univariada na previsão do fracasso das empresas dos Estados Unidos da América.

O autor procedeu a diferentes tipos de análise univariada, comparou os seus valores médios, testou a classificação dicotómica e analisou os rácios de verosimilhança de forma a avaliar as características de previsão e a utilidade de cada uma das variáveis.

As premissas deste estudo focam que a utilidade dos dados contabilísticos pode ser definida em termos de capacidade preditiva e que existe uma relação proporcional entre as duas variáveis que constituem o rácio. O autor afirmou que os rácios financeiros

podem ser úteis na previsão de dificuldades para, pelo menos, cinco anos antes de o evento ocorrer.

O seu estudo baseou-se na análise de 79 empresas insolventes e de 79 empresas saudáveis, num conjunto de 38 indústrias diferentes, observando as diferenças dos dois grupos através da comparação dos valores médios dos rácios. O primeiro grupo de empresas tinham declarado insolvência no período compreendido entre 1954 e 1964, sendo que os dados estudados correspondiam aos últimos cinco anos antes da insolvência. Beaver (1966) começou por considerar 30 rácios financeiros, acabando no fim por seleccionar apenas 6 desses rácios.

O autor concluiu que a capacidade de prever dificuldades financeiras é maior no caso do rácio que relaciona os fluxos de caixa com o passivo, tendo este rácio uma excelente capacidade discriminatória e significância estatística nos cinco períodos anteriores à insolvência, permitindo assim a reclassificação correta de 87% das empresas um ano antes da falência e 78% cinco anos antes.

Na generalidade, os rácios mostraram-se ajustados à previsão de insolvência nos diversos anos anteriores à sua ocorrência. Contudo, nem todos os rácios apresentaram a mesma capacidade de previsão.

O modelo de análise univariada permitiu identificar fatores relacionados com o fracasso da empresa não tendo proporcionado uma relevante medida do risco. Este modelo é criticado pelo facto de que um rácio analisado individualmente não contém informação suficiente para descrever a solvabilidade de uma empresa. No entanto, Beaver (1966) deixou como proposta para estudos futuros a possibilidade de se estudarem simultaneamente mais fatores na previsão de fracasso das empresas.

3.2. Análise Discriminante Múltipla

A análise discriminante múltipla é um método de estatística multivariada que consiste em determinar uma combinação linear de variáveis discriminantes, com o objetivo de distinguir estatisticamente dois grupos definidos à partida. A variável

dependente apresenta-se na forma qualitativa e as variáveis discriminantes são características conhecidas das empresas, como os rácios financeiros. Com base na função discriminante podemos testar a capacidade classificatória e a capacidade de previsão de insolvências de empresas.

Os pressupostos do modelo são os seguintes:

- Pressuposto da normalidade - As variáveis independentes são distribuídas dentro de cada grupo de acordo com a distribuição normal multivariada;
- Pressuposto da homoscedasticidade - As matrizes de variância e covariância têm de ser aproximadamente iguais, ou seja, dentro do grupo a variabilidade deverá ser similar;
- Pressuposto da não existência de multicolinearidade - Cada variável não pode ser uma combinação linear de outra.

De acordo com as características de cada empresa, podemos enquadrá-la em dois grupos distintos, o grupo das empresas insolventes e o grupo das empresas em atividade. De tal forma que, após termos encontrado a função discriminante e conhecendo as características económico-financeiras de uma nova empresa, podemos prever a que grupo pertence.

O primeiro estudo de análise discriminante multivariada foi publicado por Altman (1968), que utilizou esta análise para desenvolver um modelo de previsão de insolvência para empresas produtivas, considerando 5 fatores discriminantes, dando origem ao conhecido modelo Z-score.

O estudo incidiu sobre 33 empresas insolventes e 33 empresas saudáveis entre 1946 e 1965, abrangendo aspetos essenciais para o equilíbrio das empresas, como a liquidez, a solvabilidade, a rendibilidade, o endividamento e rotação ou atividade.

A função Z-score assumia uma estrutura linear constituída por 5 variáveis discriminantes:

$X_1 = \text{Fundo de maneo/Ativo total};$

$X_2 = \text{Resultados retidos/Ativo total};$

$X_3 = \text{Resultados antes de juros e impostos/Ativo total};$

$X_4 = \text{Valor de mercado dos capitais próprios/Passivo total};$

X5 = Vendas/Ativo total;

sendo a sua função definida da seguinte forma:

$$Z = 0,012 X1 + 0,014 X2 + 0,033 X3 + 0,006 X4 + 0,999 X5 \quad (1)$$

A interpretação do Z-Score de Altman (1968) assenta na classificação das empresas em análise numa dada zona de risco de falência, tal que:

- Se Z-Score < 1,80: Probabilidade elevada de falência (risco elevado);
- Se $1,80 \leq \text{Z-Score} \leq 3,00$: Incerteza da probabilidade de falência (“zona cinzenta”);
- Se Z-Score > 3,00: Probabilidade reduzida de falência (risco nulo ou muito baixo).

A função discriminante tinha, à época, uma capacidade de prever com precisão 94% das empresas insolventes e 97% das empresas saudáveis um ano antes da insolvência. Contudo, o modelo perdia capacidade de precisão de previsão do primeiro para o quinto ano antes da insolvência, passando de 95% para 72%, 48%, 29% e 36%, respetivamente no 1º, 2º, 3º, 4º e 5º anos.

Anos mais tarde, Altman et al. (1977) levaram a cabo algumas adaptações ao modelo inicial, dando origem a um novo modelo designado por ZETA. Este permitiu ter uma melhor capacidade discriminatória no segundo e quinto ano antes da insolvência das empresas. Este modelo tentou captar alterações estruturais provenientes de uma dramática alteração na dimensão, no perfil financeiro das empresas insolventes americanas e na apresentação das demonstrações dos resultados e das normas contabilísticas. Para o seu estudo empírico, consideraram uma amostra constituída por empresas industriais e retalhistas, das quais 53 eram insolventes e 58 saudáveis, analisando o período entre 1965 e 1972. A função discriminante ZETA incluía 7 variáveis discriminantes: Rendibilidade do ativo (EBIT/Total do ativo), estabilidade da rendibilidade, serviço da dívida, rendibilidade acumulada, liquidez, capitalização e dimensão.

Este estudo permitiu constatar que os rácios, numa utilização multivariada e combinação linear, são estatisticamente mais significativos do que numa abordagem univariada.

Os modelos de análise discriminante apresentam várias vantagens. Primeiro, permitem incorporar no modelo múltiplos rácios financeiros, simultaneamente. Segundo, definem claramente a fronteira entre os grupos das empresas saudáveis e insolventes. Estes grupos são mutuamente exclusivos, isto é, as empresas em análise só podem pertencer a um dos dois grupos. Por fim, permite aliar a capacidade de previsão com a capacidade de classificação.

Contudo, os pressupostos desta técnica devem ser cumpridos, o que nem sempre se verifica. A distribuição das variáveis utilizadas deveria ser normal multivariada para que a análise discriminante funcionasse na perfeição, e a utilização de funções lineares supõe uma igualdade das matrizes de covariâncias que indicam o grau de dispersão dos grupos.

Podemos ultrapassar a questão dos rácios financeiros não seguirem uma distribuição normal, com a utilização de variáveis *dummy* como variável dependente, transformar as variáveis com logaritmo ou utilizar raízes quadradas, aproximando-as da distribuição normal.

Para evitar a violação do pressuposto da não igualdade das matrizes variância-covariância podemos utilizar a análise discriminante quadrática, que é uma técnica que não assume a igualdade das covariâncias, sendo apenas exigida uma amostra de grande dimensão.

O pressuposto da multicolinearidade não aparenta ser um problema muito grave, a não ser que exista multicolinearidade severa, o que pode provocar dificuldades na interpretação dos coeficientes estimados e nos resultados de classificação.

É pelo facto dos pressupostos serem violados que este modelo é problemático e muitas vezes criticado. A violação destes pressupostos pode resultar num enviesamento dos testes de significância e na estimação das probabilidades de erro. Com a violação do pressuposto da normalidade, a capacidade de previsão fica posta em causa.

Apesar disso, a análise discriminante continua a ser vastamente utilizada para prever a insolvência das empresas, como é o caso dos trabalhos desenvolvidos por Edmister (1972) e mais recentemente Agarwal & Taffler (2008). Edmister (1972) destacou que a análise discriminante múltipla oferecia um meio de seleccionar um conjunto rácios e métodos de atribuição de pesos, para obter uma função relativamente simples. Agarwal

& Taffler (2008) concluiu que em termos de precisão preditiva havia pouca diferença entre os modelos que continham informação proveniente dos mercados financeiros e os modelos com informação contabilística.

3.3. Modelo *Logit*

O modelo *Logit* usa a probabilidade condicionada e obtém-se da regressão logística. Este modelo consiste numa técnica estatística em que a variável dependente é qualitativa, do tipo dicotómico ou binário, assumindo assim dois valores possíveis, e pode ser interpretada como a probabilidade de determinado evento ocorrer. As variáveis explicativas do modelo consistem em rácios económico-financeiros das empresas em análise. Logo, o modelo permite estimar a probabilidade de uma empresa se tornar insolvente pelo facto de ter certas características económico-financeiras específicas, expressadas através dos respetivos indicadores.

O modelo *Logit* é apropriado para modelar em termos de probabilidade e classificação de uma das duas realizações de ocorrência de um acontecimento, e permite avaliar a significância estatística das variáveis explicativas inseridas no modelo. Formalmente, o modelo de regressão logística apresenta a seguinte forma:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \sum \beta_i x_i)}} \quad (2)$$

onde P_i é a probabilidade de ocorrência do evento e os coeficientes da regressão logística são estimados através do método da Máxima Verosimilhança.

A metodologia *Logit* pode apresentar vários problemas:

- Obriga a que os grupos estejam especificamente bem separados;
- Assume que a probabilidade de insolvência está compreendida entre $[0,1]$;
- Obriga que as variáveis explicativas sejam independentes;
- Pode verificar-se o problema da multicolineariedade entre variáveis;

- Podem existir outliers e missing values.

Contudo, apresenta também algumas vantagens:

- Não assume uma relação linear entre as variáveis dependentes e independentes;
- Não exige que sigam uma distribuição normal;
- Permite que haja variáveis qualitativas e quantitativas no modelo, ou seja, podem ser incluídas no modelo informações não financeiras;
- É mais robusto que a análise discriminante, já que é aplicável outra distribuição que não a normal;
- A variável dependente poder ser interpretada como a probabilidade da empresa entrar em insolvência.

Pelo facto do modelo de análise discriminante assumir fraquezas, como foi referido anteriormente, Ohlson (1980) apresentou o modelo de regressão logística, que assume a estimação não linear.

Esta técnica assume os seguintes pressupostos:

- As variáveis explicativas não são multicolineares;
- Os erros do modelo são independentes e seguem distribuição binomial;
- A escala *Logit* é aditiva;
- A contribuição de cada variável explicativa é proporcional ao seu valor com um fator;
- A contribuição das variáveis explicativas é constante e independente da contribuição das outras variáveis explicativas.

O estudo de Ohlson (1980) baseou-se em informação recolhida no período compreendido entre 1970 e 1976, e referente a empresas industriais. O autor constituiu uma amostra de 105 empresas insolventes e 2.058 empresas saudáveis, dando origem a uma amostra desequilibrada e não emparelhada. Em termos metodológicos, utilizou 9 variáveis explicativas e estimou três modelos *Logit* em dados *cross-section*.

Todas as variáveis se mostraram estatisticamente significativas. Os resultados mostraram que há quatro classes de fatores significativos, que afetam a probabilidade de falência: a dimensão da empresa, a estrutura financeira, algumas medidas de desempenho e medidas de liquidez. O autor constatou que o poder de previsão do

modelo depende do *timing* em que a informação financeira é obtida relativamente à data da insolvência, concluindo ainda que uma melhoria significativa dos modelos requereria variáveis explicativas adicionais.

Zavgren (1985) criticou o modelo de Ohlson (1980), por este ter uma base teórica na construção do modelo algo débil, bem como criticou o próprio estudo por este não ter uma amostra emparelhada. Consequentemente, o autor utilizou a técnica *Logit* com o objetivo de desenvolver e testar um novo modelo de previsão de falência capaz de identificar os sinais e estimar a probabilidade de insolvência, 5 anos antes da sua ocorrência, aplicando-o a uma amostra de empresas industriais americanas.

A sua amostra era constituída por 45 empresas insolventes e 45 saudáveis, considerando o período de 1972 a 1978. Estimou o modelo para cada um dos 5 anos antes da falência que se revelaram estatisticamente significativos. Posteriormente, recorreu a uma segunda amostra de menor dimensão, composta por 16 empresas insolventes e 16 saudáveis para avaliar o ajustamento do modelo, considerando agora o período 1979-1980.

Zavgren (1985) encontrou evidência de que os rácios financeiros são medidas significativas na avaliação dos riscos de insolvência e os rácios de eficiência são mais significativos no longo prazo. Quanto aos coeficientes de liquidez, estes indicam que as empresas insolventes se encontram mais interessadas na liquidez do que em oportunidades de investimento um ano antes da falência, apresentando um sinal negativo. O endividamento evidenciou-se como uma característica significativa, sendo que as empresas insolventes mostram níveis de endividamento superiores às empresas saudáveis. Contudo, as medidas de rendibilidade não se mostraram significativas como medidas discriminatórias entre empresas insolventes e saudáveis.

Foreman (2003) aplicou a análise logística para a indústria das telecomunicações nos Estados Unidos, afirmando que as variáveis utilizadas são um importante ponto de referência para a previsão de insolvências daquela indústria.

3.4. Modelo *Probit*

O modelo *Probit* deriva da distribuição acumulada da função normal e é muito semelhante ao modelo *Logit*. No fundo, os dois modelos têm a mesma filosofia, diferindo apenas na distribuição.

O *Probit* permite obter o valor estimado da probabilidade de ocorrer determinado acontecimento, sendo definido pela seguinte expressão:

$$P_i = \Phi \left(X_i \frac{\beta}{\sigma} \right) \quad (3)$$

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 (n, k) , em que n representa o número de observações e k os atributos característicos das observações. A probabilidade está compreendida entre 0 e 1.

Zmijewski (1984) analisou a probabilidade de ter uma empresa insolvente de acordo com determinadas condições das empresas, utilizando o modelo *Probit* com 3 variáveis explicativas. Para tal, recorreu a uma amostra de 40 empresas insolventes e 800 empresas não falidas, analisando o período compreendido entre 1972 e 1978. O autor concluiu que esta técnica não fornece resultados qualitativos muito diferentes dos resultados fornecidos pelas técnicas de amostragem aleatória.

3.5. Outros modelos de previsão da insolvência

Os modelos de análise multivariada têm maior significância estatística do que a comparação de rácios de forma isolada. Contudo, outros autores conseguiram aliar o problema das dificuldades financeiras das empresas a outros métodos utilizando a

inteligência artificial, como as redes neurais, utilizando, entre outros modelos, o algoritmo de participação recursiva.

As redes neurais são outro tipo de modelos que podemos encontrar na literatura. Esta metodologia é baseada no funcionamento e processamento de informação do cérebro humano. A estrutura de uma rede neural consiste num conjunto de nós interligados entre si através de determinados pesos, de forma a influenciar o resultado final. Os *inputs* que contribuem para o resultado final (*output*) podem ter pesos positivos ou negativos, sendo o resultado igual ao somatório ponderado dos valores dos *inputs* transformados pela função transferência (de cada nó).

O modelo tem duas fases, a fase de aprendizagem e a fase de teste. Inicialmente, na fase de aprendizagem, é utilizado um conjunto de vetores de *inputs* e *outputs* que treina a rede neural, através de um algoritmo matemático. Ao longo do processo de aprendizagem é efetuada uma comparação entre o valor desejado com o valor do *output*, sendo esta distância designada por função erro. O algoritmo de aprendizagem ajusta os pesos na rede neural de forma a reduzir a média dos quadrados dos erros relativos ao conjunto de dados utilizados na fase de aprendizagem. Uma vez terminada a fase experimental, a configuração encontrada pela metodologia das redes neurais pode ser usada para prever situações onde o resultado futuro é desconhecido.

Os trabalhos realizados neste contexto são relativamente recentes, como são os exemplos de Martín-del-Brío & Serrano-Cinca (1993) e Neves & Vieira (2006). Martín-del-Brío & Serrano-Cinca (1993) analisaram a crise bancária de Espanha de 1977-1985, utilizando 66 bancos e 9 rácios financeiros como *input*, contudo, concluíram que alguns bancos se situaram numa região errada do mapa. Também analisaram a situação económica espanhola entre 1990 e 1991, recorrendo a 84 empresas, estas empresas foram agrupadas em regiões em função das suas características similares. Com este estudo os autores concluíram que o uso deste tipo de modelos é mais adequado do que outros modelos mais generalizados. Neves & Vieira (2006) basearam-se em 583 empresas industriais Francesas no período de 1998 a 2000, os seus resultados mostram que é desejável incluir mais anos de análise, sendo que a análise de dois anos não é suficiente

para determinar uma tendência. O método desenvolvido supera a análise discriminante, o Z-score e as tradicionais redes neurais.

O algoritmo de participação recursiva consiste na construção de uma árvore de classificação, que atribui objetos para grupos selecionados *a priori*. Neste modelo não existe o pressuposto da distribuição das variáveis independentes ou dependentes e não é fornecida a probabilidade de participação em grupos ou meios de avaliar a significância das variáveis. Este procedimento foi utilizado por Frydman et al. (1985) com o intuito de classificar empresas em situação financeira considerada difícil. A classificação foi elaborada para o período 1971-1981, baseando-se o estudo nos dados financeiros de 200 empresas, das quais 68 estavam insolventes e 132 saudáveis. O autor concluiu que este modelo permite ter maior exatidão na classificação de empresas em situação financeira difícil.

Outro modelo encontrado na literatura é o modelo da análise evolutiva dos dados (DEA), desenvolvido por Premachandra et al. (2011). Como este modelo apresenta resultados relativamente fracos na previsão de dificuldades financeiras das empresas, não lhe vamos dar mais relevo.

Um outro modelo é o *Discrete Hazard Model*, apresentado por Shumway (2001). Este é um modelo simples de risco, que recorre a todas as informações disponíveis para determinar o risco de insolvência de cada empresa em cada momento. Estimando este modelo de risco com um conjunto de insolvências observadas durante 31 anos, o autor encontrou evidência que enquanto metade dos rácios contabilísticos utilizados anteriormente são pobres e que muitas variáveis de mercado, que anteriormente foram negligenciadas, são fortemente relacionadas com a probabilidade de insolvência.

Por fim, destacamos a análise de séries temporais de Bonfim (2007), trabalho realizado para o Banco de Portugal, que examina os determinantes do incumprimento de crédito das empresas tendo em conta dados financeiros das empresas, bem como informação macroeconómica. Os resultados obtidos sugerem que existe uma importante ligação entre o risco de crédito e a evolução macroeconómica. Os períodos de crescimento económico, em que existe crescimento do crédito, são acompanhados por

aumento da taxa de incumprimento, como consequência do desequilíbrio gerado nesse período.

3.6. Conclusão

Como vimos até agora, são diversas as abordagens metodológicas para prever a insolvência empresarial. Cada técnica apresenta a sua modelização e as suas características. Muitos autores optaram por utilizar mais do que uma metodologia, não só para poderem comparar os resultados, como também para determinar qual dos modelos é o mais adequado, tendo em conta testes econométricos.

A Tabela 4 apresenta uma lista de autores de estudos empíricos que usaram mais do que uma metodologia.

Tabela 4 - Autores e metodologias

Autores	Metodologias
Neves & Silva (1998)	Análise discriminante e <i>Logit</i>
Laitinen et al. (1999)	MDA, <i>Logit</i> , Análise de sobrevivência, Redes neurais, Processo de informação humana
Lennox (1999)	MDA, <i>Probit</i> e <i>Logit</i>
Charitou et al. (2004)	<i>Logit</i> e Redes neurais
Ugurlu & Aksoy (2006)	Análise discriminante e <i>Logit</i>
Leal & Santos (2007)	Análise discriminante e <i>Logit</i>
Lacerda & Moro (2008)	SVM, <i>Logit</i> e Análise discriminante
Barros (2008)	<i>Logit</i> , <i>Probit</i> e Gompit
Xu & Wang (2009)	SVM, <i>Logit</i> e Análise discriminante
Wu et al. (2010)	Análise discriminante, <i>Logit</i> , <i>Probit</i> e Modelos de risco
Tseng & Hu (2010)	<i>Logit</i> e Redes neurais
Ribeiro (2011)	Análise discriminante e <i>Logit</i>

Kasey & Watson (1991) e Wu et al. (2010) realizaram uma revisão dos modelos desenvolvidos, tendo em conta a sua utilidade e compararam os diferentes modelos. O estudo de Ugurlu & Aksoy (2006) concluiu que a regressão logística produzia melhores resultados que o modelo de análise discriminante. Por outro lado, Laitinen et al. (1999) afirmaram que nenhum método é superior a outro e que a precisão da previsão depende do modelo aplicado.

Neves & Silva (1998) analisaram o risco de incumprimento, na perspetiva da Segurança Social, com o objetivo de tentar encontrar um modelo eficaz na previsão da insolvência, capaz de servir como um indicador de alerta de risco para esta entidade. Com a utilização da metodologia *Logit* e análise discriminante, produziram funções estatísticas cuja utilização permite melhorar o conhecimento da realidade empresarial devedora da Segurança Social, produzir atempadamente sinais de alerta e auxiliar a definição de políticas de gestão do crédito.

Existem alguns trabalhos empíricos realizados no âmbito do sector têxtil português, como sejam os estudos de Leal & Santos (2007) e Santos (2000). Leal & Santos (2007) aplicaram o *Logit* e a análise discriminante numa amostra de 52 empresas para o período de 1996 a 2002, mostraram que as dificuldades financeiras das empresas podem ser antecipadas com 97% no primeiro ano, 85% no segundo e 76,5% no terceiro ano. Os autores concluíram que, enquanto, o modelo discriminante separa as empresas saudáveis das que têm problemas financeiros, o modelo *Logit* permite estimar a probabilidade da empresa se tornar insolvente. Relativamente ao trabalho de Santos (2000), este obteve dois modelos de classificação e previsão de falência empresarial, a análise discriminante e o *Logit* que conseguiam classificar corretamente 92,9% e 97,6% das empresas da amostra.

Barros (2008) empregou o modelo *Logit*, o *Probit* e *Gompit* no estudo de previsão de falência de pequenas e médias empresas portuguesas, constituindo uma amostra de 336 empresas insolventes e 336 empresas em atividade, verificando que o modelo Z-score não era apropriado para a amostra analisada. Os resultados indicaram que os rácios com maior capacidade de previsão de falência são os rácios de rendibilidade, os rácios financeiros, que analisam a capacidade da empresa fazer face aos seus compromissos financeiros, o aproveitamento dos recursos e a capacidade de escoar o produto.

Lacerda & Moro (2008) aplicaram modelos que permitem analisar o comportamento futuro das empresas, de acordo com as suas obrigações de pagamentos. Sendo que o SVM é um método de classificação não-linear baseado na separação de duas classes de observações, que no caso dos autores consistia no grupo das empresas incumpridoras e o outro grupo das empresas cumpridoras. Testando 47 indicadores que continham informação sobre os lucros, a alavancagem, a estrutura de custos, a atividade, dinâmica do tempo, o tamanho e outras características não contabilísticas provaram que o SVM teve um desempenho superior do que o *Logit* e a análise discriminante.

Ribeiro (2011) tentou antecipar o incumprimento fiscal das empresas de mobiliário de madeira, recorrendo à análise discriminante multivariada e ao *Logit*. Os seus resultados evidenciaram uma relação positiva entre o endividamento e o incumprimento fiscal e uma relação negativa entre a solvabilidade e o incumprimento fiscal de curto prazo.

Em suma, podemos dizer que, talvez devido à sua menor complexidade relativamente aos modelos de redes neurais e à análise de sobrevivência, os modelos de análise discriminante e as regressões de probabilidade condicionada são os métodos a que os estudos empíricos mais recorrem.

4. Estudo Empírico

Depois de apresentadas as principais metodologias usadas na previsão de insolvência, vamos agora apresentar o nosso estudo empírico para o caso português, com o objetivo de obter as estimativas de probabilidade de insolvência nos anos antecedentes. Serão também comparados os resultados obtidos com os trabalhos levados a cabo por outros autores sobre esta temática.

4.1. Seleção da Amostra

Nesta secção será descrito o processo de recolha de dados, serão apresentados os critérios de seleção utilizados na base de dados, como também será caracterizada a amostra de empresas insolventes recolhida por região.

Numa primeira fase, começámos por recolher uma amostra de empresas insolventes do sector da construção, confirmando se essas empresas tinham sido declaradas insolventes pelo tribunal. Esta confirmação foi obtida no sítio do Ministério da Justiça¹, que faz a publicidade da insolvência e onde pode ser consultado qualquer ato proferido pelos tribunais nacionais.

Para constituirmos o grupo das empresas insolventes, identificámos as empresas cujo estado fosse: falência, insolvência, processo de insolvência ou requerida a insolvência, entre os anos de 2010-2011. Por outro lado, de forma a construir o grupo das empresas não insolventes, as restantes empresas teriam de estar em atividade no momento da recolha dos dados.

Adicionalmente, para a seleção da amostra, e além das características anteriormente referidas, foram considerados os seguintes critérios:

- Empresas portuguesas;

¹ Consultado em <http://www.citius.mj.pt/>

- Ter a forma jurídica de sociedades anónimas ou sociedades por quotas;
- Atividade pertencente ao sector da construção;
- Ter no máximo 250 empregados;
- Informação disponível para os anos de 2005 a 2010.

Desta análise resultou uma amostra constituída por 150 empresas insolventes, de pequena e média dimensão, e pertencentes ao sector da construção.

A Tabela 5 apresenta o número e a percentagem de insolvências da nossa amostra, de acordo com a região onde foi proferida a sentença de insolvência das empresas.

Tabela 5 - Caracterização da amostra das empresas insolventes por região

Região	Empresas insolventes	%
Norte	70	46,7%
Centro	55	36,7%
Lisboa e Vale do Tejo	11	7,3%
Alentejo	5	3,3%
Algarve	7	4,7%
Madeira	2	1,3%
	150	100%

Fonte: Autor

Das 150 empresas insolventes da amostra, podemos destacar que o maior número de insolvências respeita à região Norte do país, que representa quase metade da nossa amostra (46,7% dos casos). A segunda região com maior número de empresas insolventes é a região Centro, com um peso de 36,7% da amostra. Os restantes 16,6% da amostra compreendem as regiões de Lisboa e Vale do Tejo, Alentejo, Algarve e Madeira. As regiões da Madeira e do Alentejo não têm um significado expressivo na amostra. De fora fica a região dos Açores, sem observações na amostra de empresas insolventes no setor da construção.

Após esta amostra, considerámos uma amostra de 150 empresas em atividade, do mesmo sector. Das 7.643 empresas em atividade que constavam da base de dados do

Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (SABI), foram consideradas apenas 150, pelos motivos referidos anteriormente.

Tendo em conta a literatura revista, selecionamos os rácios considerados relevantes para a previsão de insolvência das empresas (apresentados no ponto da metodologia). Após esta fase, recolhemos as informações de natureza económico-financeiras necessárias para o cálculo dos respetivos indicadores na base de dados SABI, tanto para as empresas insolventes, como para a amostra de controlo, referente às empresas em atividade.

4.2. Metodologia

Neste ponto vamos descrever a metodologia a aplicar no nosso estudo, de modo a estimar a probabilidade de insolvência das empresas portuguesas nos anos anteriores a este acontecimento.

4.2.1. Modelos de Probabilidade Condicionada

Como pretendemos analisar a relação entre a insolvência e variáveis que são puramente indicadores económico-financeiros, utilizamos modelos de probabilidade condicionada. Este tipo de modelos procuram explicar a variável dependente do tipo dicotómico ou binário, que se materializa por uma variável *dummy*.

No nosso caso, a variável dependente assume o valor de um quando a empresa está insolvente ($y_i = 1$) e o valor zero quando está em atividade ($y_i = 0$). Esta categorização é completa, já que reúne o universo das possibilidades de concretização, e mutuamente exclusiva pois faz a segmentação de forma clara, ou seja, nenhuma empresa fica excluída.

As abordagens existentes para este tipo de análise são os modelos de probabilidade linear (MPL), o *Logit* e o *Probit*.

O modelo de probabilidade linear (MPL) pode ser expresso do seguinte modo:

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^n \beta_k X_{ik} + u_i, i = 1, \dots, n \quad (4)$$

onde $Y_i = \begin{cases} 1, & \text{se } i \in A \\ 0, & \text{se } i \notin A \end{cases}$, sendo A o atributo “insolvente”. Este atributo verifica-se observando a situação de cada empresa e X_i são as variáveis explicativas do modelo.

$$E(y_i|x_i) = x_i' \beta, i = 1, \dots, n \Leftrightarrow E(y|x) = X\beta \quad (5)$$

Como a variável dependente y_i apenas assume dois valores diferentes com probabilidade positiva, $y_i \in \{0, 1\}$, o valor esperado condicional define-se da seguinte forma:

$$P(y_i = 1|x_i) = p(x_i) = p_i; \quad (6)$$

$$P(y_i = 0|x_i) = 1 - p_i \quad (7)$$

onde, p_i depende dos regressores x_i . Então:

$$E(y_i|x_i) = x_i' \beta = 1 \cdot P(y_i = 1|x_i) + 0 \cdot P(y_i = 0|x_i) = P(y_i = 1|x_i) = p_i \quad (8)$$

Este é o modelo de probabilidade linear, em que o valor esperado condicional corresponde à probabilidade da variável dependente ser igual a um, ou seja, a probabilidade de uma empresa estar insolvente é p_i e a probabilidade da empresa estar em atividade é $(1 - p_i)$.

A estimação do MPL é feita com o recurso ao método dos mínimos quadrados (OLS), e os coeficientes $\beta_i, i = 1, \dots, n$ refletem a probabilidade da empresa i ter o

atributo A, ou seja, ser insolvente, quando o regressor aumenta numa unidade, mantendo os outros fixos.

Apesar da sua simplicidade e de não impor uma distribuição para os erros, o MPL apresenta alguns inconvenientes. Primeiro não garante $E(y_i|x_i) = P(y_i = 1|x_i) \in [0,1]$ e depois assume que os declives são constantes para diferentes x_i 's.

Devido a estes problemas, tem-se procurado utilizar especificações alternativas, nomeadamente os modelos não lineares *Probit* e *Logit*, em que a função se limita ao espaço $[0,1]$ para todos os x_i . A solução mais óbvia é definida deste modo:

$$E(y_i|x_i) = P(y_i = 1|x_i) = F(x_i'\beta), \quad (9)$$

em que, $F(\cdot)$ é uma função distribuição. No modelo *Probit* é a função distribuição da normal e no *Logit* é a distribuição logística.

No modelo *Probit*, a função distribuição de uma variável aleatória normal standard $N(0,1)$ é dada por:

$$F(z) = \Phi(z) = \int_{-\infty}^z \Phi(t) dt = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}t^2} dt, \quad (10)$$

em que $\Phi(z)$ é monótona crescente e o declive é não constante. Portanto, o modelo *Probit*, em que y_i é uma variável binária e em que o valor esperado condicionado, é:

$$E(y_i|x_i) = P(y_i = 1|x_i) = \Phi(z) = \Phi(x_i'\beta) = \int_{-\infty}^{x_i'\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}t^2} dt \quad (11)$$

Ao contrário do MPL, no modelo *Probit* e no *Logit* as variações das probabilidades não são constantes para todos os regressores:

$$\frac{\partial P(y_i = 1 | x_{i1}, \dots, x_{ij})}{\partial x_{ij}} = \frac{\partial P(y_i | x_{ij})}{\partial x_{ij}} = \beta_j \Phi(x'_i \beta); j = 2, \dots, k. \quad (12)$$

O modelo não é linear, pelo que não podemos utilizar o OLS, utilizando antes o método da máxima verosimilhança (MLE).

O modelo *Logit* assume uma função distribuição logística, que assume a seguinte forma:

$$F(z) = \Lambda(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad (13)$$

Os erros no modelo *Logit* são independentes, identicamente distribuídos (0,1).

$$E(y_i | x_i) = P(y_i = 1 | x_i) = \Lambda(x'_i \beta) = \frac{1}{1 + e^{-x'_i \beta}} \quad (14)$$

Podemos definir o rácio de chances como o rácio das probabilidades, isto é:

$$\frac{P(y_i = 1 | x_i)}{P(y_i = 0 | x_i)} = e^{x'_i \beta} \quad (15)$$

Consequentemente:

$$\beta_j = \frac{\partial \log \left(\frac{P(y_i = 1 | x_i)}{P(y_i = 0 | x_i)} \right)}{\partial x_{ij}}, j = 2, \dots, k \quad (16)$$

A análise e estimação do modelo *Logit* são semelhantes ao modelo *Probit*:

$$\frac{\partial P(y_i = 1 | x_{i1}, \dots, x_{ij})}{\partial x_{ij}} = \frac{\partial P(y_i | x_{ij})}{\partial x_{ij}} = \beta_j \frac{\Lambda(z)}{z} \quad (17)$$

O modelo *Logit* não assume uma relação linear entre as variáveis independentes e a variável dependente, a estimação é feita por MLE. Existe um ponto de corte entre as duas escolhas possíveis: 0,5. Este modelo é apropriado para modelar ocorrências em termos de probabilidade e de classificação de uma ou duas realizações e permite avaliar a significância estatística das variáveis explicativas do modelo, não tendo restrições no segundo membro e permitindo captar a heterogeneidade individual das empresas.

O teste do R-quadrado de McFadden (1974) foi desenvolvido como uma medida de qualidade de ajustamento do modelo de regressão logística. Segundo Wooldridge (2009), este é análogo ao R-quadrado na regressão OLS. No entanto, não pode ser interpretado de forma direta, apenas se podendo concluir que quanto maior o seu valor, melhor a qualidade de ajustamento do modelo.

4.2.2. Variáveis Independentes

Para podermos captar os fatores que levam a uma degradação ou fragilidade da situação económico-financeira das empresas, analisaremos vários rácios de natureza financeira, económica, ou económico-financeira, como sejam rácios de liquidez, de rentabilidade, de atividade e de endividamento. Esses rácios constituirão as nossas variáveis independentes ou explicativas na estimação da probabilidade de insolvência das empresas. A seleção dos rácios está de acordo com estudos anteriores, que tiveram grande destaque na literatura, e já referidos anteriormente, como sejam os casos de Altman et al. (1977) e Zavgren (1985), entre outros.

O primeiro rácio analisado é o rácio cash-flow ativo total (CAT), que teve destaque nos estudos de Beaver (1966) e por Zavgren (1985). Este é um rácio de liquidez que mede o peso do fluxo de caixa face às necessidades de Fundo de Maneio.

$$\text{Rácio Cashflow ativo total} = \frac{\text{Cashflow bruto}}{\text{Activo total}}$$

O rácio seguinte é o rácio de endividamento (End), que nos indica o nível de endividamento de uma empresa. Este rácio mede o grau de recursos alheios utilizados no financiamento da empresa, ou seja, permite avaliar o grau de dependência da empresa face a terceiros. Autores como Beaver (1966), Ohlson (1980) e Frydam et al. (1985), entre outros, usaram este rácio nos seus estudos.

$$\text{Endividamento} = \frac{\text{Passivo total}}{\text{Activo total}}$$

De forma a captar a capacidade de reembolso da dívida de curto prazo da empresa, e à semelhança de Beaver (1966) e Altman et al. (1977), analisamos o rácio de liquidez geral (LG). Este rácio testa a solvência das obrigações correntes e deve ser, pelo menos igual a um, para que se verifique um equilíbrio financeiro mínimo. Contudo, o valor de referência deste indicador (à semelhança dos outros) depende do sector de actividade em que as empresas operam.

$$\text{Liquidez Geral} = \frac{\text{Activo circulante}}{\text{Passivo circulante}}$$

A rentabilidade líquida do activo (RLA) divide o resultado líquido pelo activo total, medindo o potencial de geração de resultados por parte da empresa em relação aos seus activos disponíveis. Quanto maior o valor deste rácio, maior será a rentabilidade obtida pela empresa em relação aos seus investimentos totais. Ohlson (1980) foi um dos autores que testaram a capacidade discriminatória deste rácio.

$$\text{Rentabilidade líquida do Activo} = \frac{\text{Resultado líquido}}{\text{Activo total}}$$

A rotação do activo (RA) indica o grau de utilização dos activos totais. Estudado por Altman (1968), este rácio mede a capacidade dos activos da empresa gerarem vendas. Um rácio muito elevado pode significar que a empresa está a trabalhar perto do limite da sua capacidade, podendo o inverso indiciar uma subutilização de recursos.

$$\text{Rotação do Ativo} = \frac{\text{Vendas}}{\text{Activo total}}$$

Seguindo Altman (1968), considerámos relevante a inclusão do rácio de fundo de maneio (FM), dado que o fundo de maneio é o excedente do ativo circulante que cobre as dívidas de curto prazo e muitas vezes, é apresentado como a margem de segurança financeira quando os credores reclamam os seus reembolsos das dívidas de curto prazo. Uma empresa que apresente repetidamente perdas operacionais, sofrerá geralmente uma redução no fundo de maneio, relativamente ao seu ativo total.

$$\text{Rácio do Fundo de Maneio} = \frac{\text{Fundo de maneio}}{\text{Activo total}}$$

Para medirmos a capacidade do ciclo de exploração gerar uma margem líquida das vendas, optámos por calcular a rendibilidade líquida das vendas (RLV). Este rácio mede a contribuição do volume de negócios para a formação do resultado líquido, derivando da margem líquida obtida pela empresa após a dedução de todos os encargos. Pode também ser entendida na medida do seu contributo para a formação da rendibilidade dos capitais próprios.

$$\text{Rendibilidade Líquida das Vendas} = \frac{\text{Resultado líquido}}{\text{Vendas}}$$

Por fim, a rendibilidade do capital próprio (RCP) indica quanto é que a empresa ganhou de resultado líquido por unidade de Capital Próprio investido, ou seja, mede a capacidade dos capitais próprios investidos na empresa gerarem retorno financeiro. Zmijewski (1983) foi um dos autores que utilizou este indicador económico no seu estudo empírico.

$$\text{Rendibilidade do Capital Próprio} = \frac{\text{Resultado líquido}}{\text{Capital Próprio}}$$

São estes os rácios incluídos no modelo que captam os níveis de endividamento, liquidez, rentabilidade e atividade das empresas.

4.2.3. Regressão

Neste ponto apresentamos a regressão, considerando as diversas variáveis referenciadas no ponto anterior, bem como os seus sinais esperados na previsão de insolvência das empresas.

O modelo econométrico exposto baseia-se num modelo *cross-section*, ou seja, um método que envolve observações de diferentes empresas no mesmo período de tempo. O modelo de regressão utilizado pode ser apresentado da seguinte forma:

$$Sit_i = \beta_0 + \beta_1 CAT + \beta_2 End + \beta_3 LG + \beta_4 RLA + \beta_5 RA + \beta_6 FM + \beta_7 RLV + \beta_8 RCF + u_i \quad (18)$$

Onde:

Sit_i	=	1 se a empresa i é insolvente e 0 se caso contrário;
CAT	=	Cash-flow/Ativo total;
End	=	Passivo/Ativo total;
LG	=	Ativo circulante/Passivo circulante;
RLA	=	Resultado líquido/ Ativo total;
RA	=	Vendas/Ativo;
FM	=	Fundo de maneo/Ativo total;
RLV	=	Resultado líquido/ Vendas;
RCP	=	Resultado líquido/Capital próprio;
u_i	=	Termo de erro.

Como pretendíamos analisar os vários períodos que antecederiam a insolvência, corremos vários modelos *cross-section* para cada um dos diferentes anos de análise.

A Tabela 6 apresenta os sinais esperados para as variáveis independentes. O sinal (-) corresponde a um efeito negativo e o sinal (+) corresponde a um impacto positivo na probabilidade da empresa ser insolvente.

Tabela 6 - Sinal esperado dos rácios na previsão de insolvência

Rácios	Sinal Esperado
Liquidez:	
Cash-flow ativo total	-
Liquidez Geral	-
Endividamento:	
Endividamento	+
Rendibilidade e Atividade:	
Rend. Líquida do Ativo	-
Rotação do ativo	-
Rácio de Fundo de Maneio	-
Rend. Líquida das Vendas	-
Rend. Cap. Próprio	-

Quanto aos rácios de liquidez, espera-se que tanto o cash-flow ativo total como a liquidez geral tenham sinais negativos na regressão, ou seja, quanto maiores os valores dos rácios de liquidez, menor será a probabilidade das empresas se tornarem insolventes.

No que diz respeito ao endividamento, o esperado é que este rácio apresente um sinal positivo, ou seja, quanto mais endividada for a empresa, maior será a probabilidade desta ser insolvente.

Finalmente, no que concerne aos rácios de rendibilidade e atividade, espera-se que quanto maior o seu valor, menor seja a probabilidade das empresas entrarem em situações de dificuldades económico-financeiras, pelo que se espera um sinal negativo para estas variáveis. Quanto maior for a capacidade de gerar resultados (rendibilidade) e a eficiência da empresa em gerar vendas (rotação), menor será a probabilidade da empresa se tornar insolvente.

Os diversos modelos foram estimados com recurso ao programa *Eviews*. No ponto seguinte apresentam-se e discutem-se os resultados obtidos.

4.3. Resultados Empíricos

Nos pontos seguintes serão analisados os resultados, quer do ponto de vista descritivo, quer do ponto de vista das estimações produzidas.

4.3.1. Estatísticas descritivas

Começamos por apresentar as matrizes das correlações das diferentes variáveis em estudo. Para simplificar a análise das variáveis seleccionadas, apresentamos as suas correlações bem como as suas médias apenas para o ano anterior à insolvência da empresa, deixando em anexo (Anexos 1 a 4) as tabelas referentes aos anos seguintes.

A Tabela 7 apresenta a matriz de correlações da totalidade das empresas (Painel A), das empresas insolventes (Painel B) e das empresas em atividade (Painel C).

Tabela 7 - Matriz de correlação das variáveis independentes

Painel A – Todas as empresas								
	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	-0,5881	0,2077	0,7054	-0,3708	0,5411	0,0290	0,0050
<i>End</i>		1	-0,1354	-0,6146	0,3669	-0,5232	0,0718	0,0228
<i>LG</i>			1	0,0448	-0,1108	0,1842	0,0006	-0,0044
<i>RLA</i>				1	-0,5458	0,3262	-0,0041	0,0081
<i>RA</i>					1	-0,3644	0,0746	-0,0229
<i>FM</i>						1	0,0254	-0,0621
<i>RLV</i>							1	0,0011
<i>RCP</i>								1

Painel B – Empresas insolventes								
	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	-0,6782	0,2827	0,9958	-0,7202	0,3668	-0,0218	0,0091
<i>End</i>		1	-0,4736	-0,6757	0,6159	-0,6122	0,1115	0,0245
<i>LG</i>			1	0,2956	-0,1746	0,4849	-0,2284	-0,0887
<i>RLA</i>				1	-0,7374	0,3731	-0,0259	-0,0018
<i>RA</i>					1	-0,4372	0,0859	-0,0293
<i>FM</i>						1	0,0101	-0,0729
<i>RLV</i>							1	0,0008
<i>RCP</i>								1

Painel C – Empresas em atividade								
	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	0,0449	0,2663	-0,1561	-0,3114	0,9118	0,0027	-0,1717
<i>End</i>		1	-0,1986	0,0250	-0,1101	0,0230	-0,1492	0,2165
<i>LG</i>			1	-0,0087	-0,1969	0,2768	0,0549	-0,0349
<i>RLA</i>				1	-0,2203	-0,1112	0,1325	0,7064
<i>RA</i>					1	-0,3229	0,0513	0,0043
<i>FM</i>						1	0,1077	-0,1159
<i>RLV</i>							1	0,0927
<i>RCP</i>								1

Pela análise da Tabela 7, Painel A, podemos observar que os rácios que apresentam maiores níveis de correlação são o cash-flow ativo total e a rentabilidade líquida do ativo (positiva) e a rentabilidade líquida do ativo e o endividamento (negativa).

Como podemos verificar quando analisamos separadamente as matrizes de correlação das empresas insolventes e não insolventes, notamos que a correlação da rentabilidade líquida do ativo com o cash-flow ativo total é muito forte para as empresas insolventes (Painel B), mas quando analisamos as empresas não insolventes (Painel C), verificamos que esta relação é inversa e pouco significativa. Por outro lado, o rácio de cash-flow ativo total relaciona-se fortemente com o rácio de fundo de maneio. À exceção deste último valor de correlação, não nos parece que os coeficientes de correlação sejam

significativamente elevados para causarem preocupação relativamente aos problemas de multicolinearidade.

Para podermos exprimir a informação contida nas variáveis explicativas, torna-se pertinente proceder à análise descritiva da amostra. A Tabela 8 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis, para o ano anterior à insolvência, no que diz respeito às empresas insolventes (Painel A) e não insolventes (Painel B).

Tabela 8 - Estatísticas descritivas das variáveis explicativas

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
Painel A – Empresas insolventes								
Média	-0,1282	1,1269	1,2464	-0,1562	0,9322	0,3059	-0,3931	0,0747
Mediana	0,0021	0,8949	1,1046	-0,0177	0,7598	0,3754	-0,0288	0,0388
Máximo	0,3151	5,8703	5,8566	0,3102	6,7862	0,9183	0,5744	69,9892
Mínimo	-2,6714	0,1144	0,0503	-2,8333	2,71E-05	-2,0687	-8,3940	8,0212
Desvio-Padrão	0,3765	0,7512	0,8343	0,3881	0,9640	0,4161	1,1519	8,0213
Painel B – Empresas não insolventes								
	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
Média	0,4506	0,69023	2,5582	0,0145	1,0821	0,4775	-0,0706	0,1082
Mediana	0,4278	0,730705	1,4474	0,0210	1,0442	0,4363	0,0177	0,0729
Máximo	0,9998	2,9914	21,2118	0,3167	5,2819	0,9998	14,2016	1,3253
Mínimo	0,0312	0,0055	0,3343	-1,4674	0,0005	0,0487	-24,8090	-1,8669
Desvio-Padrão	0,2597	0,3155	18,3446	0,1552	0,7230	0,2447	2,4689	0,2808

Em termos globais, e como seria de esperar, o grupo de empresas insolventes apresenta menores níveis de liquidez e de rendibilidade, e uma maior dependência de capitais alheios, refletindo assim uma maior debilidade económico-financeira. Inclusive, o cash-flow ativo total é negativo para as empresas insolventes e positivo para as empresas em atividade.

4.3.2. Aplicação dos modelos

Nesta secção serão apresentados e interpretados os resultados obtidos nos diferentes modelos para os anos anteriores à insolvência. Para cada um dos anos estimaram-se os três modelos de probabilidade condicionada: MPL, *Logit* e *Probit*.

A Tabela 9 apresenta as estimativas para o ano anterior à insolvência, considerando todos os rácios apresentados (Painel A), bem como apenas aqueles que julgamos serem mais pertinentes para preverem a insolvência (Painel B).

É importante salientar que todos os modelos analisados (e em todos os anos) se apresentam estatisticamente relevantes, ou seja, globalmente, cada modelo consegue explicar o fenómeno da insolvência de empresas, para um nível de significância de 1%. O teste que nos permite chegar a esta conclusão é o teste F (no caso do MPL) e a estatística LR (nos outros dois modelos). O teste tem como hipótese nula o facto de os coeficientes serem todos iguais a zero, e como hipótese alternativa o facto de pelo menos um dos coeficientes influenciar significativamente a variável dependente. Este resultado é extremamente importante, pois, caso contrário, todos os modelos seriam inadequados para o estudo de previsão das insolvências.

De acordo com os resultados apresentados, verificamos que no modelo MPL (Painel A) todos as variáveis são estatisticamente significativas, à exceção da rendibilidade do capital próprio e da liquidez geral, o que nos indica a possibilidade destes indicadores não serem bons previsores da probabilidade de insolvência.

No que respeita ao sinal dos coeficientes, verificamos que existem algumas incoerências face aos sinais esperados. Embora esperássemos um sinal positivo apenas para o coeficiente do endividamento, outros indicadores apresentam um sinal positivo, como é o caso dos rácios de fundo de maneio e liquidez geral, significando que, à medida que estes rácios aumentam, a probabilidade da empresa ser insolvente também aumenta.

Tabela 9 – Resultado da estimação 1º ano antes da insolvência

1º Ano antes da Insolvência						
Variáveis Independentes	MPL (OLS)		Logit (MLE)		Probit (MLE)	
	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.
Painel A: Todas as variáveis independentes						
Constante	0,6693	0,0000	3,6156	0,0417	2,1307	0,0378
Cash-flow- Ativo Total	-1,1458	0,0000	-33,5934	0,0000	-18,5666	0,0000
Endividamento	0,1293	0,0394	1,7350	0,3034	0,8679	0,3639
Liquidez Geral	0,0006	0,3422	-0,1426	0,6276	-0,0881	0,5939
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,5076	0,0388	11,4067	0,1098	6,8123	0,0689
Rotação do Ativo	-0,1635	0,0000	-2,1781	0,0047	-1,2260	0,0029
Fundo de Maneio	0,2422	0,0017	1,9270	0,1786	1,0357	0,1852
Rendibilidade Líquida das Vendas	-0,0002	0,0000	-0,1149	0,5664	-0,0629	0,5428
Rendibilidade do capital próprio	0,000	0,9976	0,0267	0,6174	0,0152	0,5822
McFadden R-squared			0,8174		0,8178	
LR statistic			320,6685		320,8448	
Prob(LR statistic)			0,0000		0,0000	
R-squared	0,6154					
F-statistic	54,8043					
Prob(F-statistic)	0,0000					
Painel B: Apenas algumas variáveis independentes						
Constante	0,6825	0,0000	4,5722	0,0000	2,8865	0,0000
Cash-flow -Ativo Total	-1,1304	0,0000	-29,7859	0,0000	-19,1577	0,0000
Endividamento	0,1186	0,0457				
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,4923	0,0337			7,0087	0,0383
Rotação do Ativo	-0,1629	0,0003	-1,5103	0,0204	-1,0883	0,0032
Fundo de Maneio	0,2241	0,0023				
Rendibilidade Líquida das Vendas	-0,0002	0,0001				
McFadden R-squared			0,804		0,8131	
LR statistic			326,4513		330,1408	
Prob(LR statistic)			0,0000		0,0000	
R-squared	0,6154					
F-statistic	74,1343					
Prob(F-statistic)	0,0000					

De acordo com os resultados do Painel B, em que consideramos apenas as variáveis estatisticamente significativas do modelo MPL, verificamos que todas as variáveis são estatisticamente significativas, podendo apresentar os resultados através da seguinte expressão:

$$prob_i = 0,68 - 1,13CAT + 0,12End + 0,49RLA - 0,16RA + 0,22FM - 0,0002RLV \quad (19)$$

Esta é a expressão do MPL para o ano anterior à insolvência. Podemos concluir que 61,54% das variações da variável endógena são explicadas pelo modelo, em torno da sua média amostral, de acordo com o valor de R^2 .

As estimativas do modelo *Logit* e *Probit* (Painel A) são consistentes ao nível da significância e sinal dos coeficientes. Para explicar o fenómeno da insolvência no ano anterior, apenas dois rácios e a constante são relevantes e têm os sinais esperados. Os dois rácios são o cash-flow ativo total e a rotação do ativo, ambos com sinal negativo.

No Painel B mostramos as estimativas produzidas para os coeficientes relevantes. No modelo *Probit* introduzimos a rendibilidade líquida do ativo, pois também se revelou relevante sem a inclusão das restantes variáveis. O sinal apresentado não corresponde ao esperado. Esperávamos que um aumento da rendibilidade líquida do ativo tivesse um efeito negativo na probabilidade da empresa vir a ser considerada insolvente um ano depois. Contudo, o cash-flow ativo total e a rotação do ativo apresentam sinal negativo.

A estimativa do *Logit* pode ser definida pela seguinte expressão:

$$prob_i = \frac{1}{1 + e^{-(4,57 - 29,79CAT - 1,51RA)}} \quad (20)$$

A estimativa do *Probit* um ano antes da insolvência pode ser descrita por:

$$prob_i = \Phi(2,89 - 19,16CAT + 7,01RLA - 1,09RA) \quad (21)$$

Em jeito de resumo, e de acordo com os resultados do modelo *Probit*, podemos referir que quanto maior o rácio de cash-flow e da rotação do ativo, menor a probabilidade das empresas serem consideradas insolventes no ano seguinte. Contudo, o facto da rendibilidade líquida do ativo estar diretamente relacionada com a probabilidade de falência é um resultado curioso, que carece de uma análise mais cuidada.

Comparando o R-quadrado de McFadden, verificamos que o modelo *Probit* é preferível ao *Logit*, uma vez que o seu valor é superior. Não podemos comparar diretamente os R-quadrados destes modelos com o MPL.

Barros (2008) concluiu que os rácios com melhor capacidade de previsão de falência são os rácios que analisam a rendibilidade da empresa, a capacidade de fazer face aos compromissos, o aproveitamento dos recursos e a capacidade de escoar o produto. Em comparação com o nosso estudo, podemos verificar que existe conformidade em significância e em termos de sinal com a rendibilidade líquida do ativo. Contudo, o nosso estudo apresenta, de acordo com o esperado, um sinal negativo para a rotação do ativo, enquanto Barros (2008) encontrou um sinal positivo.

A Tabela 10 (Painel A e B) apresenta as estimativas para dois anos antes da insolvência.

Para o caso do modelo MPL, comparando os resultados da Tabela 10 com os da Tabela 9, verificamos uma redução do poder explicativo do modelo para o segundo ano antes da insolvência, passando o R-quadrado de 61,54% para 60,37%.

Verificamos que todas as variáveis são estatisticamente significativas, à exceção da rendibilidade líquida das vendas, que deixa de ser significativa relativamente ao ano anterior à insolvência (Painel A). A expressão da probabilidade de insolvência quando diminuimos o número de variáveis independentes (Painel B), pode ser assim expressa:

$$prob_i = 0,60 - 1,28CAT + 0,18End + 0,73RLA - 0,097RA + 0,34FM - 0,0009RCP \quad (22)$$

Quanto às estimativas *Logit* e *Probit* (Painel B), todas as variáveis se apresentam com coeficientes estatisticamente significativos. Contudo, os rácios de fundo de maneio e da rendibilidade líquida do ativo apresentam sinais contrários ao esperado (positivos quando esperávamos um sinal negativo).

Tabela 9 - Resultado da estimação 2º ano antes da insolvência

2º Ano antes da Insolvência						
Variáveis Independentes	MPL (OLS)		Logit (MLE)		Probit (MLE)	
	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.
Painel A: Todas as variáveis independentes						
Constante	0,6025	0,0000	0,5342	0,6488	0,3018	0,6597
Cash-flow Ativo Total	-1,3000	0,0000	-24,8663	0,0000	-13,9133	0,0000
Endividamento	0,1760	0,0169	3,04665	0,0231	1,7375	0,0230
Liquidez Geral	0,0004	0,0709	0,0239	0,0511	0,0131	0,0545
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,7614	0,0012	13,868	0,0129	8,5741	0,0047
Rotação do Ativo	-0,0914	0,0106	-0,5241	0,1949	-0,2849	0,1992
Fundo de Maneio	0,3394	0,0000	1,9999	0,0642	1,0809	0,0725
Rendibilidade Líquida das Vendas	-0,0109	0,3780	-0,6027	0,0239	-0,3345	0,0246
Rendibilidade do capital próprio	-0,0009	0,0004	-0,0233	0,9363	-0,0200	0,9574
McFadden R-squared			0,7569		0,7586	
LR statistic			310,5645		311,2592	
Prob(LR statistic)			0,0000		0,0000	
R-squared	0,6055					
F-statistic	55,0613					
Prob(F-statistic)	0,0000					
Painel B: Apenas algumas variáveis independentes						
Constante	0,6049	0,0000	-0,2093	0,8478	-0,0814	0,8980
Cash-flow Ativo Total	-1,2797	0,0000	-23,6852	0,0000	-13,5200	0,0000
Endividamento	0,1777	0,0164	3,0731	0,0143	1,7480	0,0142
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,7331	0,0008	12,7804	0,0292	7,9514	0,0057
Rotação do Ativo	-0,0973	0,0055				
Fundo de Maneio	0,3448	0,0000	2,0906	0,0457	1,1305	0,0496
Rendibilidade do capital próprio	-0,0009	0,0004				
McFadden R-squared			0,7467		0,7493	
LR statistic			307,4007		308,4770	
Prob(LR statistic)			0,0000		0,0000	
R-squared	0,6037					
F-statistic	73,6284					
Prob(F-statistic)	0,0000					

Os resultados indicam que quanto maior a rendibilidade do ativo, o rácio de fundo de maneio e o endividamento (neste caso, coerente com as expectativas), mais provável se torna a insolvência das empresas nos dois anos antecedentes. Adicionalmente, quanto maior o cash-flow, menor a probabilidade de insolvência.

A expressão do modelo *Logit*, para o segundo ano antes da insolvência é a seguinte:

$$prob_i = \frac{1}{1 + e^{-(-0,21 - 23,69CAT + 3,07End + 12,78RLA + 2,09FM)}} \quad (23)$$

O modelo *Probit* apresenta a seguinte expressão:

$$prob_i = \Phi(-0,08 - 13,52CAT + 1,75End + 7,95RLA + 1,13FM) \quad (24)$$

A capacidade explicativa dos dois modelos decresce do primeiro para o segundo ano antes da insolvência, passando o R-quadrado de McFadden de cerca de 0,76 para 0,75 em ambos os modelos. Neste ano, o modelo *Probit* continua a ser preferível face ao modelo *Logit*.

A Tabela 11 apresenta os resultados para o terceiro ano antes da insolvência.

Da análise da Tabela 11 (Painel A) para o caso do modelo MPL, verificamos que tanto a rendibilidade capital próprio como a liquidez geral não são relevantes para explicar a insolvência, conclusões que já tinham sido obtidas no mesmo modelo um ano antes da insolvência (Tabela 9 – Painel A).

Para o caso dos rácios relevantes, verificamos que a rotação do ativo, o endividamento e o cash-flow ativo total apresentam o sinal esperado. Contudo, os indicadores de rendibilidades continuam a não corresponder ao esperado, apresentando sinal positivo em vez de negativo.

Os resultados do modelo MPL (Painel B) podem ser assim apresentados:

$$prob_i = 0,29 - 1,55CAT + 0,202End + 0,91RLA - 0,1RA + 0,57FM + 0,005RLV \quad (25)$$

Tabela 10 - Resultado da estimação 3º ano antes da insolvência

3º Ano antes da Insolvência						
Painel B: Apenas algumas variáveis independentes						
Variáveis Independentes	MPL (OLS)		Logit (MLE)		Probit (MLE)	
	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.
Painel A: Todas as variáveis independentes						
Constante	0,4922	0,0003	-0,7702	0,6072	-0,4788	0,5635
Cash-flow Ativo Total	-1,5565	0,0000	-21,2098	0,0000	-11,7865	0,0000
Endividamento	0,26507	0,0288	4,3651	0,0022	2,3960	0,0016
Liquidez Geral	-0,0004	0,1365	-1,1845	0,0225	-0,6865	0,0211
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,8119	0,000	-12,30416	0,2148	-7,2987	0,1678
Rotação do Ativo	-0,0716	0,0428	0,0953	0,8680	0,1073	0,7264
Fundo de Maneio	0,5143	0,0000	6,5868	0,0000	3,8968	0,0000
Rendibilidade Líquida das Vendas	0,0036	0,0451	1,0237	0,7418	0,5984	0,6896
Rendibilidade do capital próprio	0,0074	0,5124	0,1799	0,7131	0,1041	0,6871
McFadden R-squared			0,7547		0,7569	
LR statistic			287,6908		288,5453	
Prob(LR statistic)			0,0000		0,0000	
R-squared	0,622					
F-statistic	54,8146					
Prob(F-statistic)	0,0000					
Constante	0,294	0,0001	-0,7542	0,5924	-0,4467	0,5703
Cash-flow Ativo Total	-1,550	0,0000	-22,4248	0,0000	-12,4377	0,0000
Endividamento	0,202	0,0252	4,3978	0,0016	2,4405	0,0012
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,913	0,0000	-1,1942	0,0201	-0,6957	0,0183
Rotação do Ativo	-0,100	0,0348				
Fundo de Maneio	0,567	0,0000	6,1919	0,0000	3,7019	0,0000
Rendibilidade Líquida das Vendas	0,005	0,0400				
McFadden R-squared			0,7507		0,7523	
LR statistic			287,2361		287,8161	
Prob(LR statistic)			0,0000		0,0000	
R-squared	0,6217					
F-statistic	73,9535					
Prob(F-statistic)	0,000					

O R-quadrado da expressão apresentada é de 62,17%. Este valor aumentou relativamente aos anos anteriores, ao contrário do que se estava à espera.

Considerando os restantes modelos de probabilidade condicionada (Painel B), podemos apresentar a expressão do modelo *Logit*:

$$prob_i = \frac{1}{1 + e^{-(0,75 - 22,42CAT + 4,4End - 1,19RLA + 6,19FM)}} \quad (26)$$

Bem como do modelo *Probit*:

$$prob_i = \Phi(-0,45 - 12,44CAT + 2,44End - 0,7RLA + 3,7FM) \quad (27)$$

Dos resultados obtidos, podemos concluir que quanto maior o cash-flow e a rendibilidade líquida do ativo, menor é a probabilidade de ocorrência de insolvência. Por outro lado, quanto maior o fundo de maneio e o endividamento, maior a probabilidade de insolvência. À exceção do rácio do fundo de maneio, todos os coeficientes são coerentes com as nossas expectativas. Mais uma vez, o modelo de probabilidade condicionada *Probit* é o preferível, apresentando um R-quadrado de 0,7523.

As estimativas da previsão de insolvência quatro anos antes de esta ocorrer, encontram-se apresentadas na Tabelas 12.

Neste ano, queremos destacar o facto do modelo MPL apresentar um número mais elevado de coeficientes relevantes do que os outros dois modelos. Contudo, o poder explicativo decresce, situando-se agora abaixo dos 60%. Podemos escrever a expressão do MPL (Painel B) para o quarto ano antes da insolvência da seguinte maneira:

$$prob_i = 0,56 - 1,54CAT + 0,16End + 0,59RLA + 0,39FM + 0,01RLV \quad (28)$$

Os rácios de rendibilidade têm um impacte positivo na probabilidade da insolvência das empresas, ao contrário do esperado.

Tabela 11 - Resultado da estimação 4º ano antes da insolvência

4º Ano antes da Insolvência						
Variáveis Independentes	MPL (OLS)		Logit (MLE)		Probit (MLE)	
	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.
Painel A: Todas as variáveis independentes						
Constante	0,6329	0,0000	2,0132	0,1639	0,9936	0,2119
Cash-flow Ativo Total	-1,5345	0,0000	-24,0025	0,0000	-13,6141	0,0000
Endividamento	0,1640	0,0459	2,0546	0,1496	1,2758	0,1102
Liquidez Geral	-0,0024	0,5748	-0,2757	0,0763	-0,1476	0,1072
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,6041	0,0316	6,1427	0,2728	3,3288	0,2878
Rotação do Ativo	-0,0452	0,1453	-0,1904	0,6650	-0,0594	0,8019
Fundo de Maneio	0,3420	0,0040	0,9664	0,4318	0,5459	0,4200
Rendibilidade Líquida das Vendas	0,0145	0,0165	-0,4017	0,3714	-0,2308	0,3202
Rendibilidade do capital próprio	0,0009	0,8711	0,0810	0,9191	0,0391	0,9294
McFadden R-squared			0,7183		0,7209	
LR statistic			273,8733		274,8329	
Prob(LR statistic)			0,0000		0,0000	
R-squared	0,5919					
F-statistic	48,2334					
Prob(F-statistic)	0,0000					
Painel B: Apenas algumas variáveis independentes						
Constante	0,5608	0,0000	3,2007	0,0000	1,8432	0,0000
Cash-flow Ativo Total	-1,5426	0,0000	-22,3987	0,0000	-12,8958	0,0000
Endividamento	0,1649	0,0423				
Liquidez Geral						
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,5886	0,0404				
Rotação do Ativo						
Fundo de Maneio	0,3887	0,0006				
Rendibilidade Líquida das Vendas	0,0134	0,0269				
Rendibilidade do capital próprio						
McFadden R-squared			0,6939		0,6971	
LR statistic			265,5238		266,7290	
Prob(LR statistic)			0,0000		0,0000	
R-squared	0,5893					
F-statistic	77,5095					

Prob(F-statistic)	0,0000
-------------------	--------

Em concordância com as nossas convicções temos o rácio do cash-flow ativo total e o endividamento, com sinal negativo e sinal positivo, respetivamente. Assim, as empresas que apresentam melhores rácios de cash-flow ativo total apresentam uma menor probabilidade de ser insolventes e quanto mais elevado o endividamento, maior a probabilidade da empresa ser insolvente.

Analisando a significância dos coeficientes das variáveis explicativas nos modelos *Probit* e *Logit* (Painel B), verifica-se que apenas um dos indicadores é relevante, o rácio do cash-flow ativo total. As expressões obtidas são as seguintes, respetivamente para o modelo *Logit* e o modelo *Probit*:

$$prob_i = \frac{1}{1 + e^{-(3,2 - 22,4CAT)}} \quad (29)$$

$$prob_i = \Phi(1,84 - 12,9CAT) \quad (30)$$

O sinal do único rácio relevante é negativo, o que está de acordo com a nossa intuição. O facto de haver apenas um rácio relevante, leva-nos a concluir que no quarto ano antes da insolvência é difícil demonstrar que uma empresa pode vir a ser considerada insolvente, ficando assim limitados na medição do fenómeno quatro anos antes.

Por fim, apresentamos as estimativas produzidas para cinco anos antes da insolvência na Tabela 13.

Esperamos que estes resultados apresentem menor capacidade explicativa pelo facto de estarem bastante afastados do momento em que as empresas foram declaradas insolventes.

O modelo MPL (Painel A) mostra-se relevante para quase todos os rácios, excetuando-se a rotação do ativo e os rácios de rendibilidade. Os rácios de rendibilidade, atividade e de liquidez continuam a não estar de acordo com o sinal esperado.

Tabela 12 - Resultado da estimação no 5º ano antes da insolvência

5º Ano antes da Insolvência						
Variáveis Independentes	MPL (OLS)		Logit (MLE)		Probit (MLE)	
	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.
Painel A: Todas as variáveis independentes						
Constante	0,4581	0,0000	-0,5127	0,6989	-0,5107	0,189
Cash-flow Ativo Total	-1,4949	0,0000	-15,8544	0,0000	-8,1139	0,000
Endividamento	0,2882	0,0015	3,2139	0,0159	1,8304	0,056
Liquidez Geral	0,0015	0,0061	-0,0281	0,8006	-0,0121	0,318
Rendibilidade Líquida do Ativo	1,1839	0,0001	11,5684	0,0166	5,1540	0,364
Rotação do Ativo	-0,0293	0,4451	-0,0943	0,7950	-0,0471	0,643
Fundo de Maneio	0,4647	0,0000	2,3893	0,0272	1,6849	0,003
Rendibilidade Líquida das Vendas	-0,1269	0,4679	-2,2249	0,1082	-0,9744	0,329
Rendibilidade do capital próprio	-0,0511	0,0525	-0,1370	0,7644	-0,0790	0,794
McFadden R-squared			0,659		0,6379	
LR statistic			249,556		243,6306	
Prob (LR statistic)			0,000		0,0000	
<hr/>						
R-squared		0,6046				
F-statistic		51,0433				
Prob (F-statistic)		0,0000				
<hr/>						
Painel B: Apenas algumas variáveis independentes						
Constante	0,4619	0,0000	-0,1004	0,9252	-0,7536	0,1919
Cash-flow Ativo Total	-1,4695	0,0000	-14,2612	0,0000	-7,9091	0,0000
Endividamento	0,2230	0,0128	2,5521	0,0400	1,9970	0,0032
Liquidez Geral	0,0015	0,0029				
Rendibilidade Líquida do Ativo	0,9047	0,0002			3,7806	0,0249
Rotação do Ativo	0,4797	0,0000				
Fundo de Maneio	0,4797	0,0462	2,2213	0,0253	1,7504	0,0008
Rendibilidade Líquida das Vendas						
Rendibilidade do capital próprio	-0,046	0,073				
McFadden R-squared			0,6366		0,6352	
LR statistic			245,9362		245,3931	
Prob (LR statistic)			0,0000		0,0000	
<hr/>						
R-squared		0,612				
F-statistic		37,640				
Prob (F-statistic)		0,000				

Apenas o cash-flow ativo total, o endividamento e a rentabilidade do capital próprio se apresentam com os sinais esperados. De acordo com os resultados do Painel B, podemos apresentar a seguinte expressão:

$$prob_i = 0,46 - 1,47CAT + 0,22End + 0,0015LG + 0,9RLA + 0,48RA + 0,48FM - 0,056RCP \quad (31)$$

Curiosamente, o poder explicativo do modelo volta a subir para 61,2%. Este facto só é admitido pela inclusão de mais variáveis relevantes, relativamente ao modelo anterior (Tabela 13).

A expressão do modelo *Logit* pode ser expressa do seguinte modo:

$$prob_i = \frac{1}{1 + e^{-(-0,1 - 14,36CAT + 2,33End + 2,22FM)}} \quad (32)$$

O modelo *Probit* inclui mais uma variável do que o *Logit*, a rentabilidade líquida do ativo, sendo a sua expressão a seguinte:

$$prob_i = \Phi(-0,75 - 7,9CAT + 2End + 3,78RLA + 1,75FM) \quad (33)$$

De acordo com estes dois modelos, os resultados indicam que as empresas que apresentam melhores rácios de cash-flow ativo total apresentam uma menor probabilidade de ser insolventes. Por outro lado, a probabilidade da empresa ser insolvente aumenta com o aumento do endividamento e do fundo de maneoio.

Adicionalmente, e tendo em conta os resultados do modelo *Probit*, a probabilidade de insolvência aumenta com a rentabilidade líquida do ativo, ao contrário do esperado.

Do quarto para o quinto ano constatamos que o R-quadrado de McFadden diminui nos dois modelos, passando de 0,6939 para 0,6366 no *Logit* e de 0,6971 para 0,6352 no *Probit*.

4.3.3. Resumo

Quanto aos resultados, podemos começar por salientar que os modelos *Logit* e *Probit* vão perdendo qualidade de ajustamento à medida que nos afastamos do ano em que as empresas foram declaradas insolventes, o que nos parece lógico. Constatamos este facto pelo facto do R-quadrado de McFadden diminuir à medida que nos afastamos do ano da insolvência. Adicionalmente, verificámos que o modelo *Probit* se apresenta, de um modo geral, como sendo um modelo mais robusto que o modelo *Logit*.

Embora o R-quadrado de McFadden seja uma medida de qualidade de ajustamento, não pode ser interpretada como o R-quadrado normal, pelo que não o podemos comparar com o R-quadrado do MPL.

Fazendo uma análise dos resultados ano a ano, e considerando cada um dos rácios, podemos tecer as seguintes conclusões.

Começando pelos rácios de liquidez, observamos que o rácio cash-flow ativo total se mostra relevante em todos os modelos, como também em todos os períodos. O seu sinal é negativo, o que nos leva a concluir que uma empresa que tenha um elevado cash-flow sobre ativo total tenha menor probabilidade de vir a ser insolvente, o que vai ao encontro do esperado. Quanto ao rácio de liquidez geral, podemos afirmar que este não contribui para a previsão da insolvência, já que não se apresenta estatisticamente relevante na probabilidade de insolvência, em todos os anos, e para todos os modelos, à exceção do MPL (e apenas no quinto ano antes da insolvência).

O rácio de endividamento vai de encontro à intuição económica, ou seja, quanto maior o endividamento da empresa maior a probabilidade de esta ser considerada insolvente. Este resultado está em consonância com os resultados de Ohlson (1980), Zavgren (1985), Barros (2008) e Ribeiro (2011), que, genericamente, concluíram que o endividamento tem um impacte positivo na previsão de insolvência. Apesar do seu sinal ser sempre positivo, para os modelos *Logit* e *Probit*, em dois dos anos não apresenta valores significativos. Uma possível razão para esta evidência parece-nos ser o facto de

tanto as empresas em atividade como as insolventes terem graus de endividamento elevados em qualquer período de tempo.

Relativamente aos rácios de rendibilidade e atividade, podemos destacar que os rácios da rendibilidade líquida do ativo e do fundo de maneio apresentam incoerência face aos resultados esperados. Acreditávamos que tivesse sinal negativo e constatamos que tem sinal positivo nos modelos em que estes indicadores são relevantes. Comparando com o estudo de Altman (1968) encontramos correspondência no rácio do fundo de maneio para explicar a previsão de insolvência das empresas, sendo o seu sinal positivo.

A rendibilidade líquida do ativo apresenta o sinal esperado, mas apenas nos modelos *Logit* e *Probit*, no terceiro ano antes da insolvência. Tanto a rendibilidade do capital próprio como a rendibilidade líquida das vendas não aparentam ser bons previsores para explicar o fenómeno em causa, o que está em consonância com os resultados de Zavgren (1985). Particularmente, a rendibilidade líquida das vendas só tem significado estatisticamente relevante no primeiro, no terceiro e no quarto ano antes da insolvência no MPL e o seu sinal apresenta-se negativo no primeiro ano e positivo nos outros dois períodos, o que nos permite concluir que a análise da capacidade de exploração em gerar uma margem líquida das vendas não é dos fatores mais relevantes para explicar o fenómeno da insolvência. Apesar de haver coerência com o sinal negativo do rácio da rendibilidade do capital próprio, este só é relevante no modelo de probabilidade linear no segundo e quinto ano antes da insolvência.

O rácio de rotação do ativo aparenta ser um bom previsor da probabilidade de insolvência nos três anos antes da insolvência aquando da aplicação do modelo MPL, e só no primeiro ano antes da insolvência no caso dos modelos *Probit* e *Logit*. Verificamos que o sinal é negativo, o que significa que quanto maior o rácio de rotação do ativo, menor será a probabilidade da empresa ser insolvente. O facto de esta variável deixar de ser estatisticamente significativa a partir do terceiro ano leva-nos a induzir que possivelmente, à medida que a distância temporal aumenta, as empresas apresentem rácios similares de rotação do ativo, não podendo distinguir as empresas que estão frágeis das que estão em plena atividade.

Finalmente, mas não menos importante, concluímos que o rácio que apresenta maior capacidade de previsão de falência ao longo dos diferentes períodos é o rácio cash-flow ativo total, sendo que quanto maior o valor deste rácio, menor é a probabilidade de insolvência, o que, de algum modo, vai ao encontro do resultado de Beaver (1966).

5. Conclusão

Numa altura em que as empresas enfrentam cada vez mais dificuldades, torna-se pertinente a criação de novos mecanismos que permitam detetar se estas tendem ou não para a insolvência.

Neste contexto, pretendemos aplicar diversos modelos de probabilidade de insolvência, com o intuito de comparar os seus resultados e a sua robustez, bem como analisar um setor de atividade que estivesse a passar por uma situação de grandes fragilidades, tendo optado pelo setor da construção.

Os modelos adotados foram os modelos MPL, *Logit* e *Probit*. Como variáveis capazes de explicar o fenómeno da insolvência, recorreremos a rácios de liquidez, endividamento, rendibilidade e atividade. Globalmente, os modelos de probabilidade condicionada, o *Logit* e o *Probit* exibem uma diminuição do poder explicativo ao longo do período em que nos afastamos da insolvência.

Quando comparados os modelos *Logit* e *Probit*, os resultados indiciam que, de um modo geral, o modelo *Probit* apresentou-se como sendo o melhor modelo na explicação do fenómeno de insolvência, sugerindo que a amostra de empresas é homogénea.

Os resultados alcançados com os modelos econométricos sugerem que existe uma relação entre alguns dos indicadores económico-financeiros e a probabilidade das empresas apresentarem dificuldades financeiras. Contudo, nem todos os rácios têm a mesma capacidade preditiva. Os rácios de rendibilidade não aparentam ser bons previsores de situações de insolvência, tal como tinha concluído também Zavgren (1985).

Adicionalmente, como esperávamos, os resultados obtidos apontam para uma relação positiva entre o endividamento e a probabilidade de insolvência, relação esta amplamente verificada nos estudos empíricos entretanto levados a cabo (e.g., Ohlson, 1980; Zavgren, 1985; Barros, 2008; Ribeiro, 2011).

Podemos também concluir que, de todos os rácios utilizados, o que melhor capta o fenómeno da insolvência é o rácio cash-flow ativo total. Beaver (1966) encontrou

igualmente uma relação significativa entre o rácio de cash-flow (embora calculado de modo ligeiramente diferente) e a probabilidade de insolvência.

Embora tenhamos comparado os nossos resultados com outros estudos, é preciso fazê-lo com alguma precaução, dado que os resultados dependem, em certa medida, do período em análise, bem como do sector de atividade considerado na amostra.

Em suma, podemos concluir que a investigação efetuada ajuda a determinar sinais de alerta para casos de insolvência, bem como a produzir informação sobre o posicionamento de cada empresa em termos de risco de insolvência.

Bibliografia

Agarwal, V., & Taffler, R. (2008). Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking & Finance*, 32, 1541-1551.

Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23, No. 4, 589-609.

Altman, E. (1984). A further empirical investigation of the bankruptcy cost question. *Journal of Finance*, 39, 1067-1089.

Altman, E., Haldeman, R., & Narayanan, P. (1977). Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1, 29-54.

Arditi, D., Koksal, A., & Kale, S. (2000). Business failures in the construction industry. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 7, No.2, 120-132.

Barros, G. (2008). Modelos de previsão da falência de Empresas: Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas. *Dissertação do ISCTE*.

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

Bonfim, D. (2007). Credit Risk Drivers: Evaluating the Contribution of Firm Level Information and of Macroeconomic Dynamics. *Working Paper 7*, Banco de Portugal.

Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13, No. 3, 465-497.

Ministério da Justiça (2009). Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas.

Coface Serviços Portugal, S.A. (2012). Estudo Anual de Insolvências, Créditos vencidos e Constituições de Empresas PORTUGAL 2011.

Edmister, R. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7, No. 2, Supplement: Outlook for the Securities Industry, 1477-1493.

Frydman, H., Altman, E., & Kao, D. (1985). Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress. *The Journal of Finance*, 40, No. 1, 269-291.

Foreman, R. (2003). A logistic analysis of bankruptcy within the US local telecommunications industry. *Journal of Economics and Business*, 55, 135-166.

Kasey, K., & Watson, R. (1991). Financial Distress Prediction Models: A Review of their Usefulness. *British Journal of Management*, 2, 89-102.

Lacerda, A., & Moro, A. (2008). Analysis of the predictors of default for Portuguese firms. *Working Papers 22*, Banco de Portugal.

Laitinen, T., & Kankaanpää, M. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. *The European Accounting Review*, 8, No.1, 67-92.

Leal, C., & Santos, C. (2007). Insolvency prediction in the portuguese textile industry. *European Journal of Finance and Banking Research*, 1, No. 1.

Lennox, C. (1999). Identifying Failing Companies: A Reevaluation of the *Logit*, *Probit* and DA Approaches. *Journal of Economics and Business*, 51, 347-364.

Martín-del-Brío, B., & Serrano-Cinca, C. (1993). Self-organizing Neural Networks for the Analysis and Representation of Data: Some Financial Cases. *Neural Computing & Applications*.

McFadden, D. (1974). *Condiciona! Logit Analysis of Qualitative Choice Analysis*. New York: Academic Press.

Neves, J., & Silva, J. (1998). Análise do Risco de Incumprimento: na Perspectiva da Segurança Social, *Projecto financiado pela Fundação para a Ciência e Tecnologia e da Segurança Social*.

Neves, J., & Vieira, A. (2006). Improving Bankruptcy Prediction with Hidden Layer Learning Vector Quantization. *European Accounting Review*, 15, No. 2, 253–271.

Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, No. 1, 109-131.

Opler, T., & Titman, S. (1994). Financial Distress and Corporate Performance. *The Journal of Finance*, 49, No. 3, 1015-1040.

Premachandra, I., Chen, Y., & Watson, J.(2011) DEA as a tool for predicting corporate failure and success: A case of bankruptcy assessment. *Omega*, 39, 620-626.

Ribeiro, S. (2011). Modelos de Previsão de Incumprimento Fiscal Através de Informação Financeira: Estudo das Empresas de Mobiliário de Madeira. *Dissertação Universidade do Porto, FEP*.

Santos, P. (2000). Falência Empresarial – Modelos Discriminante e Logístico de Previsão Aplicado às PME do Sector Têxtil e do Vestuário. *Dissertação Universidade Aberta, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra*.

Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*, 74, No. 1, 101-124.

Tseng, F., & Hu Y.(2010). Comparing four bankruptcy prediction models: *Logit*, quadratic interval *Logit*, neural and fuzzy neural networks. *Expert Systems with Applications*, 37, 1846-1853.

Ugurlu, M., & Aksoy, H. (2006). Predicting Corporate financial distress in an emerging market: the case of Turkey, *Cross Cultural Management: An International Journal*, 13, No. 4, 277-295.

Warner, J. (1977). Bankruptcy Costs: Some Evidence. *The Journal of Finance*, 32, 337-348.

Wooldridge, J. (2009). *Introductory Econometrics*. South-Western: Cengage Learning.

Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6, 34-45.

Xu, X., & Wang, Y. (2009). Financial failure prediction using efficiency as a predictor. *Expert Systems with Applications*, 36, 366–373.

Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Business & Accounting*, 12 (1), 19-45.

Zmijewski, M. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22 Supplement.

Anexos

Anexo 1 - Estatísticas descritivas para o 2º ano antes da insolvência

Empresas Insolventes								
	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
Média	-0.053	0.998943	1.886.223	-0.081	1.059	0.314	-0.144	-0.790
Mediana	0.018	0.855865	1.211.874	0.002	0.975	0.410	0.002	0.045
Máximo	0.437	1.050.139	9.487.039	0.409	3.47	1.000	0.644	5.426
Mínimo	-2.043	0	0	-2.043	0	-7.814	-9.020	-1.515
Desvio-Padrão	0.310	0.893978	7.674.161	0.308	0.649	0.737	0.796	1.243

Matriz de correlações das empresas insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	-0.657	0.104	0.995	0.025	0.573	0.260	-0.034
<i>End</i>		1	-0.051	-0.654	-0.089	-0.853	-0.093	0.007
<i>LG</i>			1	0.086	0.155	0.070	0.028	0.006
<i>RLA</i>				1	-0.021	0.576	0.254	-0.039
<i>RA</i>					1	0.044	0.168	0.0711
<i>FM</i>						1	-0.002	-0.009
<i>RLV</i>							1	-0.017
<i>RCP</i>								1

Empresas não insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
Média	0.482	0.720	8.652	0.001	1.025	0.502	-0.229	0.057
Mediana	0.439	0.743	1.494	0.017	1.020	0.447	0.017	0.074
Máximo	0.988	2.860	6.369	0.240	2.467	0.988	4.125	4.678
Mínimo	0.019	0.085	0.348	-1.384	0	0.043	-1.945	-5.661
Desvio-Padrão	0.256	0.280	5.374	0.153	0.617	0.240	1.980	0.706

Matriz de correlações das empresas não insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	0.120	0.210	-0.206	-0.508	0.929	-0.213	0.086
<i>End</i>		1	0.009	-0.288	-0.202	0.076	-0.198	0.0721
<i>LG</i>			1	0.002	-0.195	0.217	0.024	-0.019
<i>RLA</i>				1	0.241	-0.195	0.210	-0.208
<i>RA</i>					1	-0.544	0.203	-0.0001
<i>FM</i>						1	-0.178	0.100
<i>RLV</i>							1	-0.091
<i>RCP</i>								1

Anexo 2 - Estatísticas descritivas para o 3º ano antes da insolvência

Empresas Insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
Média	0.010	0.880	1.381	-0.025	1.135	0.372	-0.072	0.254
Mediana	0.032	0.843	1.198	0.007	1.017	0.388	0.008	0.060
Máximo	0.204	2.920	1.221	0.160	3.397	0.913	1.972	1.177
Mínimo	-1.437	0.087	0.257	-2.227	0.022	-0.717	-6.073	-2.109
Desvio-Padrão	0.155	0.318	1.101	0.207	0.633	0.267	0.580	1.260

Matriz de correlações das empresas insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	-0.511	0.056	0.967	-0.081	0.137	0.363	-0.053
<i>End</i>		1	-0.347	-0.486	0.192	-0.295	-0.072	0.140
<i>LG</i>			1	0.094	-0.195	0.382	0.214	-0.032
<i>RLA</i>				1	-0.163	0.201	0.313	-0.103
<i>RA</i>					1	-0.319	0.153	0.079
<i>FM</i>						1	-0.020	0.035
<i>RLV</i>							1	0.068
<i>RCP</i>								1

Empresas não insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>
Média	0.458	0.695	0.034	1.107	0.458	-0.355	0.070
Mediana	0.450	0.749	0.020	1.128	0.450	0.017	0.089
Máximo	0.949	2.199	0.411	2.610	0.949	0.499	1.064
Mínimo	-0.099	0.089	-0.137	0.0005	-0.099	-4.274	-6.666
Desvio-Padrão	0.230	0.229	0.067	0.603	0.230	3.800	0.630

Matriz de correlações das empresas não insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>
<i>CAT</i>	1	-0.072	0.027864	-0.344	1	-0.012	0.021
<i>End</i>		1	-0.23387	-0.118	-0.072	-0.033	-0.091
<i>LG</i>			1	0.450	0.027	0.114	0.370
<i>RLA</i>				1	-0.344	0.188	0.249
<i>RA</i>					1	-0.012	0.0211
<i>FM</i>						1	0.042
<i>RLV</i>							1

Anexo 3 - Estatísticas descritivas para o 4º ano antes da insolvência

Empresas Insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
Média	0.023	0.867	1.474	-0.011	1.157	0.340	-0.267	0.279
Mediana	0.032	0.832	1.242	0.008	1.062	0.350	0.009	0.075
Máximo	0.366	3.501	1.226	0.202	4.316	0.954	1.569	2.373
Mínimo	-0.64	0.119	0.184	-0.678	0.002	-0.708	-3.675	-4.170
Desvio-Padrão	0.110	0.341	1.446	0.109	0.662	0.260	3.022	2.162

Matriz de correlações das empresas insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	-0.521	0.036	0.917	0.022	-0.039	0.139	-0.225
<i>End</i>		1	-0.208	-0.505	-0.009	-0.049	-0.653	0.065
<i>LG</i>			1	0.103	-0.270	0.353	0.093	0.013
<i>RLA</i>				1	-0.026	0.040	0.118	-0.218
<i>RA</i>					1	-0.416	0.150	-0.028
<i>FM</i>						1	-0.166	0.138
<i>RLV</i>							1	0
<i>RCP</i>								1

Empresas não insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
Média	0.466	0.713	2.542	0.027	1.090	0.466	-0.075	0.397
Mediana	0.428	0.751	1.394	0.019	1.010	0.428	0.020	0.072
Máximo	0.982	2.616	5.402	0.338	5.166	0.982	0.379	3.819
Mínimo	0.033	0.090	0.391	-0.301	0.008	0.033	-1.293	-2.239
Desvio-Padrão	0.226	0.273	5.075	0.074	0.707	0.226	1.158	3.408

Matriz de correlações das empresas não insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	0.080	0.1899	0.006	-0.353	1	-0.0037	0.194
<i>End</i>		1	0.039	-0.255	-0.157	0.080	0.076	0.092
<i>LG</i>			1	-0.015	-0.127	0.189	0.025	-0.040
<i>RLA</i>				1	0.191	0.006	0.226	0.128
<i>RA</i>					1	-0.353	0.138	-0.098
<i>FM</i>						1	-0.003	0.194
<i>RLV</i>							1	0.036
<i>RCP</i>								1

Anexo 4 - Estatísticas descritivas para o 5º ano antes da insolvência

Empresas Insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
Média	0.021	0.856	1.516	-0.020	1.209	0.373	-0.029	0.0006
Mediana	0.036	0.835	1.124	0.007	1.100	0.378	0.006	0.053
Máximo	0.544	3.159	2.131	0.517	3.519	0.968	0.293	4.140
Mínimo	-0.680	0.318	0.272	-0.690	0.083	-0.782	-1.187	-4.582
Desvio-Padrão	0.150	0.300	2.154	0.148	0.651	0.305	0.183	0.961

Matriz de correlações das empresas insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>	<i>RCP</i>
<i>CAT</i>	1	-0.672	0.046	0.960	0.129	0.140	0.804	0.005
<i>End</i>		1	-0.099	-0.649	0.072	-0.313	-0.489	0.071
<i>LG</i>			1	0.074	-0.147	0.194	-0.034	0.038
<i>RLA</i>				1	0.050	0.224	0.817	0.095
<i>RA</i>					1	-0.390	0.123	0.081
<i>FM</i>						1	0.132	0.018
<i>RLV</i>							1	-0.107
<i>RCP</i>								1

Empresas não insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>
Média	0.479	0.726	4.173	0.029	1.120	0.019	0.114
Mediana	0.422	0.754	1.342	0.025	1.089	0.023	0.092
Máximo	0.994	2.524	1.936	0.200	3.625	1.747	1.374
Mínimo	-0.370	0.087	0.369	-0.220	0.051	-1.331	-3.079
Desvio-Padrão	0.264	0.248	1.790	0.052	0.657	0.226	0.350

Matriz de correlações das empresas não insolventes

	<i>CAT</i>	<i>End</i>	<i>LG</i>	<i>RLA</i>	<i>RA</i>	<i>FM</i>	<i>RLV</i>
<i>CAT</i>	1	0.077	0.192	-0.113	-0.219	-0.195	0.153
<i>End</i>		1	0.006	-0.532	-0.222	-0.498	0.022
<i>LG</i>			1	-0.005	-0.168	0.052	0.025
<i>RLA</i>				1	0.293	0.541	0.361
<i>RA</i>					1	0.050	0.010
<i>FM</i>						1	0.058
<i>RLV</i>							1