

Ana Catarina Oliveira Alves

**Previsão de Insolvência nas PME**  
**O Setor Alimentar**  
**(CAE 101-Rev.3)**

Setembro 2013



UNIVERSIDADE DE COIMBRA



FEUC FACULDADE DE ECONOMIA  
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

Ana Catarina Oliveira Alves

**Previsão de Insolvência nas PME**

O Setor Alimentar

(CAE 101 – Rev.3)

Dissertação de Mestrado

apresentada à Faculdade de Economia da Universidade de Coimbra  
para obtenção do grau de Mestre em Contabilidade e Finanças

Orientador: Professor Doutor Paulo Miguel Marques Gama Gonçalves

Coimbra, setembro de 2013



## AGRADECIMENTOS

Apesar do processo solitário inerente a qualquer investigação, esta dissertação reúne contributos de várias pessoas sem os quais não teria sido possível a sua elaboração. Assim, ficam aqui expressas as minhas palavras de agradecimento a algumas dessas pessoas:

Ao meu orientador, Professor Doutor Paulo Gama, pela preciosa ajuda na definição do objeto de estudo, pela exigência de método e rigor, pela revisão crítica do texto, pelos profícuos comentários, opiniões e sugestões;

À Professora Doutora Ana Maria Rodrigues e à Professora Doutora Elisabete Ramos, coordenadoras do Mestrado, pela disponibilidade e auxílio ao longo destes meses;

À Vera, à Sandra que, juntamente comigo foram as que escolheram as rifas premiadas desta formação, e à Sara pelas palavras de incentivo que me deram ao longo desta maratona;

Ao menino Alex pelo seu mau feitio e pela sua capacidade de saber ouvir;

Às minhas companheiras de café e de ginásio, Anolas e Joanolas, por terem aturado as minhas indignações e frustrações deste mundo de aparências;

Ao Rui Silva, também companheiro de café, pelo altruísmo demonstrado e pelas gargalhadas que me proporciona;

Ao Maestro Ouriço, pela sua pacatez e capacidade de análise;

Ao Ricardo *Zingaro* pelo auxílio prestado a nível informático;

À Martinha pelas noites encantadas que proporcionou com a sua voz e pela ajuda nas traduções;

À miúda da Ana, *Tiffy*, pelo seu ser e por ter nascido americana;

Ao meu primo, sobrinho e afilhado por afinidade, pelo seu humor negro e pela capacidade inata em criar textos com sentido;

Ao meu amor Paulo, o meu porto de abrigo, o meu melhor amigo e confidente, eterno companheiro de qualquer caminhada por mais sinuosa que seja;

Aos meus pais, por sempre acreditarem em mim e por me apoiarem nos momentos mais difíceis;

Ao meu mano Jorge pela incrível ajuda que me deu e que tornou isto possível porque é pelos atos que se denota o valor das pessoas e, como alguém disse, há gestos que valem mais do que mil palavras.

A todos a quem neguei a minha companhia, atenção e disponibilidade!

*Para ser grande, sê inteiro: nada teu  
exagera ou exclui.*

*Sê todo em cada coisa. Põe quanto és no  
mínimo que fazes.*

*Assim em cada lago a lua toda brilha,  
porque alta vive.*

**Ricardo Reis, “Odes”**

**Heterónimo de Fernando Pessoa**



## RESUMO

Contribuir para a melhoria do tecido empresarial é sempre um fator fulcral. Em tempos de crise, urge manter as empresas em atividade. A insolvência é a maior ameaça que uma empresa pode ter. Trata-se de um processo lento onde a degradação dos indicadores económico-financeiros são um prenúncio revelador desta situação. Os modelos de previsão de insolvência assumiram uma maior relevância a partir da década de 60 do século XX e a literatura atribui maior relevância ao estudo de Altman. Esta investigação tem por objetivo o desenvolvimento de um modelo de previsão de insolvência para o setor alimentar com o CAE 101 – Rev.3. Deste modo, é efetuada a seleção de 36 rácios económico-financeiros para, através da análise discriminante obter um modelo de previsão, cuja capacidade de discriminação é de 90.3% para um ano antes da insolvência e de 91.3% para dois anos antes da insolvência. São analisadas 31 empresas insolventes, (selecionadas com base no facto de ter sido requerida ou declarada a insolvência no período em análise, de 2007 a 2010) emparelhadas com 31 empresas solventes (com um rácio de autonomia financeira igual ou superior a 45%, a mesma forma jurídica, um volume de negócios e número de empregados semelhantes), amostra retirada da base de dados cedida pela *Coface – Serviços Portugal, SA.*, constituída pelas demonstrações financeiras de 477 empresas do setor alimentar com os CAE 10110, 10120 e 10130. A partir da função discriminante e com base nos critérios de Altman (1968), é elaborada uma escala com três zonas distintas, (a zona sem risco de insolvência, a zona de incerteza e a zona com risco de insolvência) que permite separar as situações onde as previsões parecem claras das que se tornam mais incertas permitindo assim uma melhoria da capacidade classificativa do modelo, tanto para um ano como dois anos antes da insolvência, 98.4% e 95.7%, respetivamente.

É traçado o perfil do tecido empresarial português (anos 2010, 2011 e 2012), caracterizado o setor alimentar em Portugal e a comparação entre este e os agregados das Indústrias Transformadoras (anos 2000 e 2009) e das Sociedades Não Financeiras em Portugal para os anos de 2006 a 2009.

Apresentam-se as causas, as diferentes abordagens ao conceito de insolvência e as modificações na lei quanto ao processo de insolvência com a reforma do CPEREF e a

entrada em vigor do CIRE. Faz-se a caracterização do fenómeno, nos anos 2010 a 2012, em Portugal e procede-se a uma análise comparativa entre Portugal e Espanha.

Esta investigação contribui para que as empresas do setor alimentar com o CAE 101 – Rev.3 possam apoiar-se nos indicadores económico-financeiros e na análise discriminante para a tomada de decisões ou até identificar qual o indicador mais ou menos relevante, podendo, assim, mudar ou manter a estratégia de negócio utilizada, bem como efetuar correções da rota para a melhoria do seu desempenho.

**Palavras-chave:** modelos de previsão, insolvência, rácios, análise discriminante, PME.

## ABSTRACT

Contributing to improve the business fabric is always a main factor. In times of crisis, it is essential to keep enterprises in activity. Bankruptcy is the biggest threat that a business can have. It is a slow process where the degradation of economic financial ratios are an important prediction of this situation. The prediction of bankruptcy models assumed a greater relevance from the 60's decade of the 20<sup>th</sup> century and the literature focuses on Altman. This investigation has as an goal the development of a prevision model of failure to the food industry with the CAE 101 – Rev. 3. In this manner, is made a selection of 36 economic financial ratios and, using the discriminant analysis, to achieve a prediction model, whose capacity of discrimination is 90,3% one year before bankruptcy and 91,3% two years before it. 31 bankrupt enterprises are analysed (they were selected based on the fact of having been requested or declared bankrupt in the period, 2007-2010) paired with 31 solvent enterprises (with a financial autonomy ratio equal to or superior than 45%, the same legal form, a turnover and number of employees similar), sample taken from the data base given by Coface – Serviços Portugal SA, constituted by the financial demonstrations of 477 food industry enterprises with the CAE 10110, 10120 e 10130. From the discriminant function and based on the criteria of Altman (1968), we elaborate a scale with three distinct zones (the zone without risk of crashing, the uncertainty zone and the zone with risk of crashing,) that allows to separate situations where those forecasts that seem clear from those which are more uncertain; this allows an improvement of the classifying capability of the model, both or one year as for two years before the insolvency, 98.4% and 95.7%, respectively.

Is draw the profile of the Portuguese fabric business (years 2010, 2011 and 2012), characterize the food sector in Portugal and the comparison between this and the aggregates of Manufacturing (2000 and 2009) and the Non-Financial Companies in Portugal for the years of 2006 to 2009.

There are presented the causes, the different approaches to the concept of failure and the changes in the law regarding failure proceedings with the reform is CPEREF and entry by force in CIRE. Is made the characterization of the phenomenon, in the years of 2010 to 2012 in Portugal and proceed to a comparative analysis between Portugal and Spain.

This research contributes to the food business with CAE 101 - Rev.3 can rely on the economic and financial indicators and the discriminant analysis to make decisions or to identify which indicator is more or less relevant , so they can change or maintain the business strategy used, such as make corrections in the journey of improvement in their performance.

**Keywords:** prevision models, failure, ratios, discriminant analysis, small and medium-sized enterprises.

## Lista de Quadros

Quadro 1 – Perfil por dimensão das entidades com OPC .....	5
Quadro 2 – Perfil das entidades com OPC por setor de atividade. ....	7
Quadro 3 – Perfil das entidades com OPC por Capital Social.....	12
Quadro 4 – O peso do setor alimentar nas Indústrias Transformadoras e nas SNF (2000 e 2009). ....	16
Quadro 5 – Composição do setor por grupos da CAE-Rev.3 (2009). ....	17
Quadro 6 – Composição do setor alimentar, por dimensão das empresas (2009) ...	18
Quadro 7 – Composição das classes de dimensão das empresas por volume de negócios (2009).....	19
Quadro 8 – Localização geográfica por grupos da CAE-Rev.3 (2009).....	20
Quadro 9 – Composição do setor por forma jurídica (Vol. Neg. 2009). ....	21
Quadro 10 – Composição do setor por maturidade das empresas (Vol. Neg. 2009). ....	22
Quadro 11 – Volume de negócios, total e por dimensão das empresas – Taxa de crescimento anual (em %) e contributos (em p.p.) .....	22
Quadro 12 – Volume de negócios por Grupos da CAE Rev.3 (2009) – Contributos para a taxa de crescimento anual (em p.p.) .....	23
Quadro 13 – Exportações e Importações de bens e serviços, total e por dimensão das empresas (2009).....	24
Quadro 14 – Saldo das transações com o exterior – em % do volume de negócios, total e por dimensão das empresas (2009) .....	25
Quadro 15 – Evolução do número de insolvências por setor de atividade. ....	36
Quadro 16 – Constituições, dissoluções naturais e insolvências em Portugal e Espanha. ....	38
Quadro 17 – Probabilidade de insolvência de Conan e Holder. ....	54

Quadro 18 – As variáveis selecionadas.....	75
Quadro 19 – Teste de normalidade. ....	80
Quadro 20 – Estatísticas descritivas das variáveis para cada grupo. ....	83
Quadro 21 – Teste de igualdade de médias dos grupos. ....	84
Quadro 22 – Matriz de correlação.....	85
Quadro 23 – Resultado do teste M de Box. ....	86
Quadro 24 – O método stepwise. ....	87
Quadro 25 – Variáveis em análise. ....	87
Quadro 26 – Valores próprios ( <i>Eigenvalues</i> ).....	88
Quadro 27 – O <i>Lambda</i> de Wilk.....	89
Quadro 28 – Coeficientes não padronizados da função discriminante. ....	89
Quadro 29 – Os valores médios dos grupos.....	90
Quadro 30 – Resultados da classificação (n-1).....	91
Quadro 31 – Resumo da classificação (n-2) .....	92
Quadro 32 – Erros de classificação da função discriminante com três classes de risco.....	94
Quadro 33 – Coeficientes padronizados da função discriminante.....	96
Quadro 34 – Aplicação da função nas empresas não selecionadas (2010).....	97

## Lista de Gráficos

Gráfico 1 – Distribuição das entidades com OPC por dimensão.....	6
Gráfico 2 – Distribuição das entidades com OPC por dimensão e volume de negócios. ....	6
Gráfico 3 – Distribuição das entidades com OPC por dimensão e número de empregados. ....	6
Gráfico 4 – Distribuição das entidades com OPC por setor de atividade. ....	8
Gráfico 5 – Distribuição das entidades com OPC por setor de atividade e volume de negócios. ....	9
Gráfico 6 – Distribuição das entidades com OPC por setor de atividade e número de empregados. ....	9
Gráfico 7 – Distribuição das entidades com OPC por antiguidade.....	10
Gráfico 8 – Distribuição das entidades com OPC por antiguidade e volume de negócios. ....	11
Gráfico 9 – Distribuição das entidades com OPC por antiguidade e número de empregados. ....	11
Gráfico 10 – Distribuição das entidades com OPC por Capital Social.....	12
Gráfico 11 – Distribuição das entidades com OPC por Capital Social e volume de negócios. ....	13
Gráfico 12 – Distribuição das entidades com OPC por Capital Social e nº de empregados ....	13
Gráfico 13 – Evolução do número de insolvências.....	35

## LISTA DE ABREVIATURAS

AESBUC – Associação para a Escola Superior de Biotecnologia da Universidade Católica.

CAE – Código de Atividade Económica.

CIRE – Código de Insolvência e Recuperação de Empresas.

CPEREF – Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência.

DGAJ – Direcção-Geral da Administração da Justiça.

FSE – Fornecimentos e Serviços Externos.

IAPMEI – Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e ao Investimento.

INE – Instituto Nacional de Estatística.

IRC – Imposto sobre o Rendimento das Pessoas Coletivas.

N.D. – Não Disponível.

OPC – Obrigação de Prestação de Contas.

PME – Pequenas e Médias Empresas.

POC – Plano Oficial de Contabilidade.

SNC – Sistema de Normalização Contabilística.

SNF – Sociedades Não Financeiras.

*SPSS – Statistical Package for Social Sciences.*

SQE – Soma dos Quadrados dos Erros.

SQT – Soma dos Quadrados Total.

---

## Índice

<b>Capítulo I – Introdução .....</b>	<b>1</b>
<b>Capítulo II – O Tecido Empresarial e o Enquadramento Legal em Portugal .....</b>	<b>5</b>
<b>2.1 – O Setor Alimentar em Portugal .....</b>	<b>15</b>
<b>2.2 – A Insolvência.....</b>	<b>26</b>
2.2.1 – O conceito .....	30
2.2.2 – Causas da insolvência .....	33
2.2.3 – Evolução e caracterização das insolvências em Portugal .....	35
2.2.4 – Análise comparativa entre Portugal e Espanha.....	37
<b>Capítulo III – Revisão de Literatura .....</b>	<b>39</b>
<b>3.1 – Modelos com base na técnica univariada .....</b>	<b>40</b>
<b>3.2 – Modelos com base nas técnicas multivariadas.....</b>	<b>44</b>
3.2.1 – A análise discriminante .....	45
3.2.2 – A regressão linear dicotómica.....	60
3.2.3 – A regressão logística .....	61
<b>3.3 – Modelos interativos .....</b>	<b>63</b>
3.3.1 – Árvores de decisão .....	64
3.3.2 – Redes neuronais artificiais .....	65
<b>3.4 – Utilidade dos modelos de previsão de insolvência .....</b>	<b>66</b>
<b>Capítulo IV – Método da Investigação.....</b>	<b>67</b>
<b>4.1 – Os pressupostos e objetivos da análise discriminante.....</b>	<b>69</b>

---

4.2 – Justificação do método a ser utilizado no estudo.....	71
4.3 – Vantagens e limitações da técnica selecionada: a análise discriminante....	72
4.4 – A seleção e composição da amostra .....	73
4.5 – A seleção das variáveis .....	74
<b>Capítulo V – Análise e Resultados .....</b>	<b>79</b>
5.1 – Os custos associados aos erros de classificação.....	95
5.2 – Interpretação das variáveis que compõem a função discriminante.....	96
5.3 – Aplicação do modelo .....	97
<b>Capítulo VI – Conclusão.....</b>	<b>99</b>
<b>Bibliografia .....</b>	<b>101</b>
<b>Legislação.....</b>	<b>109</b>
<b>Anexos .....</b>	<b>111</b>
<b>Anexo 1 – Classificação das empresas selecionadas para a amostra em (n-1) e (n-2).....</b>	<b>112</b>

---

## Capítulo I – Introdução

O número de insolvências de empresas é significativo e continua a aumentar em Portugal. Em 2011, foram registadas 6077 publicações de insolvência, mais 18.1% do que em 2010 (5.144 publicações de insolvência, mais 15.6% do que em 2009). Este aumento deve-se sobretudo ao número de empresas em que foi declarada a insolvência pelo tribunal, com origem numa apresentação pelos representantes da própria empresa (41.3%), que representam a maioria (606 de 933 empresas) do aumento das insolvências. (Coface – Estudo Anual de Insolvências, Créditos Vencidos e Constituições de Empresas, Portugal 2011)

Esta investigação é focada nas PME tendo em conta a sua importância no tecido empresarial português, uma vez que, em 2010, apesar de representarem 14.34% do número de empresas, preenchem 41.26% do volume de negócios e 45.82% do número de empregados. Se acrescentarmos a estas proporções, os valores apresentados pelas microempresas, temos que em 2010, 99.9% do tecido empresarial português é representado por esta panóplia de empresas, sendo estas responsáveis por 60.9% do volume de negócios do conjunto das Sociedades Não Financeiras (SNF) em Portugal (INE, Empresas em Portugal, 2010).

Tendo em conta o contexto atual como enquadramento da presente dissertação, a escolha do setor alimentar prende-se com a sua grande representatividade na indústria portuguesa, sendo responsável por 8% do PIB nacional e o facto de, numa situação de crise, ser um setor em crescimento (*eInforma*, 2011).

Num panorama nacional complexo e diversificado, um dos maiores subsectores deste setor é o abate de animais, preparação e conservação de carne e produtos à base de carne (CAE 101, Rev.3). Incluído neste subsector temos o CAE 10110, “Abate de gado – Produção de Carne” a destacar-se dos restantes, bem como o CAE 10130, “Fabricação de produtos à base de carne”. (Estudo Estratégico e Prospetivo para a criação de um Pólo de Competitividade da fileira agroalimentar da Região Norte, Junho 2008 – 1.ª Edição).

Embora já tenham sido efetuados diversos estudos empíricos sobre a previsão da insolvência empresarial, não existe nenhuma investigação focada no âmbito do setor alimentar e especificamente no subsetor com o CAE 101 – abate de animais, preparação e conservação de carne e produtos à base de carne.

A criação deste modelo poderá ser de utilidade para os gestores das empresas do setor em análise que, tendo conhecimento do impacto de determinados rácios económico-financeiros, poderão desenvolver estratégias de recuperação e evitar ou reduzir perdas resultantes de uma eventual insolvência para sócios (acionistas), credores e outras partes interessadas.

Este trabalho pretende, assim, construir um modelo com base num conjunto de rácios económico-financeiros que, acrescentando evidência empírica ao conhecimento já existente sobre previsão de insolvências das PME's portuguesas, possibilite rotular uma dada empresa como de “boa saúde” e assim, fornecer informação de apoio à gestão.

O modelo de previsão de insolvência será estimado para o ano anterior à insolvência (a definição de empresa insolvente é feita de uma forma puramente legalista) através da análise discriminante com base numa amostra constituída pelo grupo das empresas com a insolvência requerida ou apresentada no período em análise (de 2007 a 2010) e pelo grupo das empresas solventes, selecionadas através da realização de uma correspondência entre empresas insolventes e solventes, por volume de negócios, forma jurídica e número de empregados e que apresentem um rácio de autonomia financeira igual ou superior a 45%. A validação da capacidade discriminante do modelo entre dois grupos (solventes e insolventes) e entre três classes de risco (zona sem risco de insolvência, zona de incerteza e zona com risco de insolvência) será feita para um e dois anos de antecedência à insolvência (para as empresas que constituem a amostra) e será analisada a capacidade de previsão do modelo, com três classes de risco, para as empresas que não foram selecionadas para a amostra (todas elas solventes) para o ano de 2010.

Os resultados obtidos mostram que o modelo tem capacidade discriminativa (para um e dois anos de antecedência à insolvência, respetivamente) uma vez que apresenta um grau de assertividade de 90.3% e 91.3%, na classificação das empresas em solventes ou insolventes, e de 98.4% e 95.7%, na classificação das empresas em três classes de risco.

O presente estudo encontra-se dividido em seis capítulos. Os três primeiros procuram efetuar um enquadramento do propósito do estudo, principais conceitos utilizados e revisão literária de estudos já efetuados. Os capítulos quarto, quinto e sexto desenvolvem o estudo empírico, evidenciando os dados e a metodologia utilizada, a análise dos resultados e as respetivas conclusões.

No capítulo ***I – Introdução*** descreve-se o enquadramento do tema, a justificação do interesse desta investigação, a metodologia adotada e os contributos do estudo empírico.

No capítulo ***II – O Tecido Empresarial e o Enquadramento Legal em Portugal*** esboça-se o perfil das empresas portuguesas, nos anos 2010 a 2012, quanto à dimensão, setor de atividade, antiguidade e capital social. Caracterizam-se as Indústrias Alimentares, para o ano de 2009, em termos de estrutura por atividade económica, classe de dimensão, localização geográfica, maturidade e natureza jurídica. É também efetuada a comparação entre a situação deste setor e a dos agregados das Indústrias Transformadoras (anos 2000 e 2009) e das Sociedades Não Financeiras (SNF) em Portugal (de 2006 a 2009). É feita uma apresentação das modificações na lei quanto ao processo de insolvência com a reforma do Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF) e a entrada em vigor do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE). Aborda-se o fenómeno da insolvência fazendo uma descrição dos diferentes conceitos adotados nos vários estudos sobre previsão de insolvência e qual o conceito adotado na presente investigação. Realçam-se as causas que estão na base da sua ocorrência, faz-se a sua caracterização, nos anos 2010 a 2012, em Portugal e procede-se a uma análise comparativa entre Portugal e Espanha.

No capítulo ***III – Revisão da Literatura*** apresentam-se, de uma forma sintetizada, as técnicas estatísticas, cujo objetivo é comum, a maximização da probabilidade de acertos na classificação de um membro no grupo correto e faz-se um levantamento dos estudos empíricos desde 1930.

No capítulo ***IV – Método da Investigação*** realça-se a importância da homogeneidade da amostra, justifica-se a seleção para a presente investigação da análise discriminante, bem como as vantagens e limitações desta e é efetuada a seleção da amostra e das variáveis explicativas.

No capítulo **V – Análise e Resultados** estima-se o modelo discriminante, procede-se à interpretação das variáveis que compõem a função discriminante, é efetuada a validação do modelo quanto à sua capacidade de previsão e interpretam-se os resultados obtidos.

No capítulo **VI – Conclusão** é apresentado um resumo dos resultados obtidos e as limitações da investigação realizada.

## Capítulo II – O Tecido Empresarial e o Enquadramento Legal em Portugal

O tecido empresarial português era constituído, em 2011, por 498.190 empresas e 487.840 empresas em 2012<sup>1</sup>. Apesar de se constatar um aumento de 4.55% nas entidades sem obrigatoriedade de prestação de contas, o decréscimo de 2.91% do número de entidades com obrigatoriedade de prestação de contas (OPC) provocou uma variação negativa de 2.08%. Deste universo de empresas, 66% apresentaram as suas contas de 2010 e 2011 (Informa D & B – Barómetro Empresarial 2011 e 2012).

**Quadro 1 – Perfil por dimensão das entidades com OPC**

	Empresas		Vol. Neg. ('000€)		Empregados	
	2011	2012	2010	2011	2010	2011
<b>Grande</b>	984	931	137.890.264	132.350.830	726.171	657.985
<b>Média</b>	5.562	5.225	65.374.935	60.628.274	488.553	462.100
<b>Pequena</b>	36.249	33.882	63.827.427	59.197.310	661.938	621.950
<b>Micro</b>	248.898	243.587	46.014.169	42.803.344	634.277	615.398
<b>N.D.</b>	9	0	51.044	0	n.d.	
<b>Total</b>	<b>291.702</b>	<b>283.625</b>	<b>313.157.839</b>	<b>294.979.758</b>	<b>2.510.939</b>	<b>2.357.433</b>

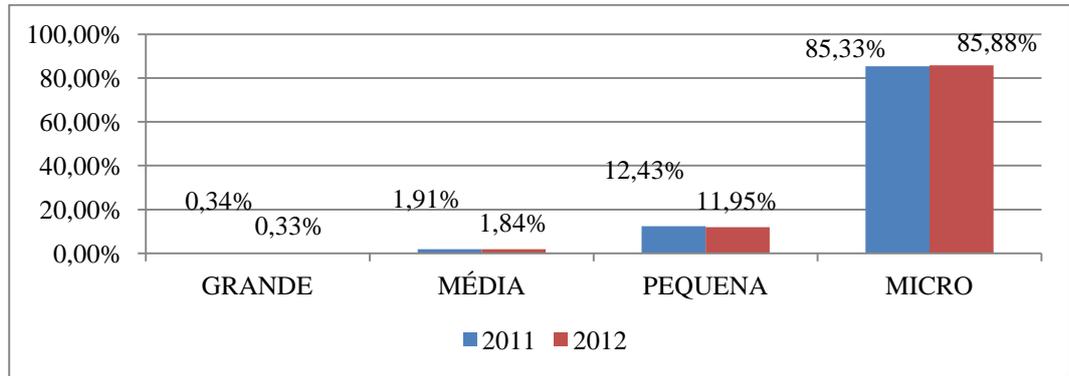
*Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.*

Em 2010, as micro e pequenas empresas representavam 97.76% (85.33% e 12.43%, respetivamente), 35.07% do volume de negócios (14.69% e 20.38%, respetivamente) e 51.62% (25.26% e 26.36%, respetivamente) do número de empregados deste universo de entidades com obrigatoriedade de prestação de contas. As empresas de média e grande dimensão apesar de representarem apenas 2.25% (1.91% e 0.34%, respetivamente) do total de empresas aqui considerado, preenchem 64.91% (20.88% e 44.03%, respetivamente) do volume de negócios e empregam 48.38% (19.46% e 28.92%, respetivamente) do número de empregados.

Em 2011, as proporções praticamente que se mantêm não havendo nenhuma variação igual ou superior a 1%.

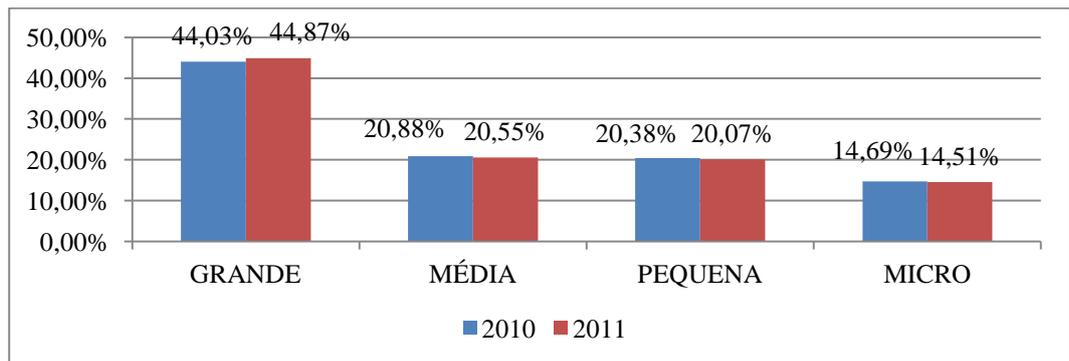
<sup>1</sup> Excluem-se desta análise os Empresários em Nome Individual.

**Gráfico 1 – Distribuição das entidades com OPC por dimensão.**



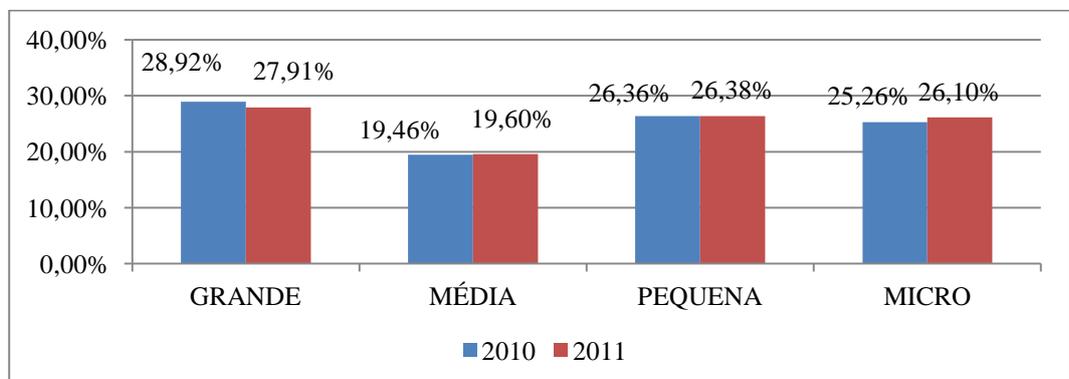
Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

**Gráfico 2 – Distribuição das entidades com OPC por dimensão e volume de negócios.**



Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

**Gráfico 3 – Distribuição das entidades com OPC por dimensão e número de empregados.**



Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

**Quadro 2 – Perfil das entidades com OPC por setor de atividade.**

Setor de Atividade	Empresas		Vol. Neg. ('000€)		Empregados	
	2011	2012	2011	2012	2011	2012
Serviços	64.596	65.069	31.748.963	26.476.641	566.656	534.633
Retalhista	50.571	48.551	54.256.733	48.406.216	353.122	339.530
Construção	35.391	32.426	28.626.400	22.660.827	305.217	264.916
Indústrias transformadoras	33.589	32.168	72.841.941	74.239.940	596.686	562.638
Grossista	27.999	27.093	63.916.483	61.266.909	187.471	177.945
Alojamento e restauração	24.842	24.230	6.840.631	6.608.479	182.495	172.730
Atividades imobiliárias	19.848	18.990	4.304.241	3.627.792	28.500	27.683
Transportes	15.772	15.022	16.936.090	16.292.023	149.933	136.540
Agricultura, pecuária, pesca e caça	7.982	8.111	2.866.198	2.941.590	39.341	39.368
Atividades financeiras	5.235	5.818	1.131.452	1.839.279	14.226	13.960
Telecomunicações	3.786	4.154	10.051.045	9.280.432	45.660	45.824
Gás, eletricidade e água	1.359	1.375	18.500.249	20.127.263	32.059	32.440
Indústrias extrativas	732	674	1.137.413	1.212.363	9.573	9.226
<b>Total</b>	<b>291.702</b>	<b>283.681</b>	<b>313.157.839</b>	<b>294.979.754</b>	<b>2.510.939</b>	<b>2.357.433</b>

Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

Da análise do Quadro 2 e respetivos Gráficos 4, 5 e 6, podemos constatar que:

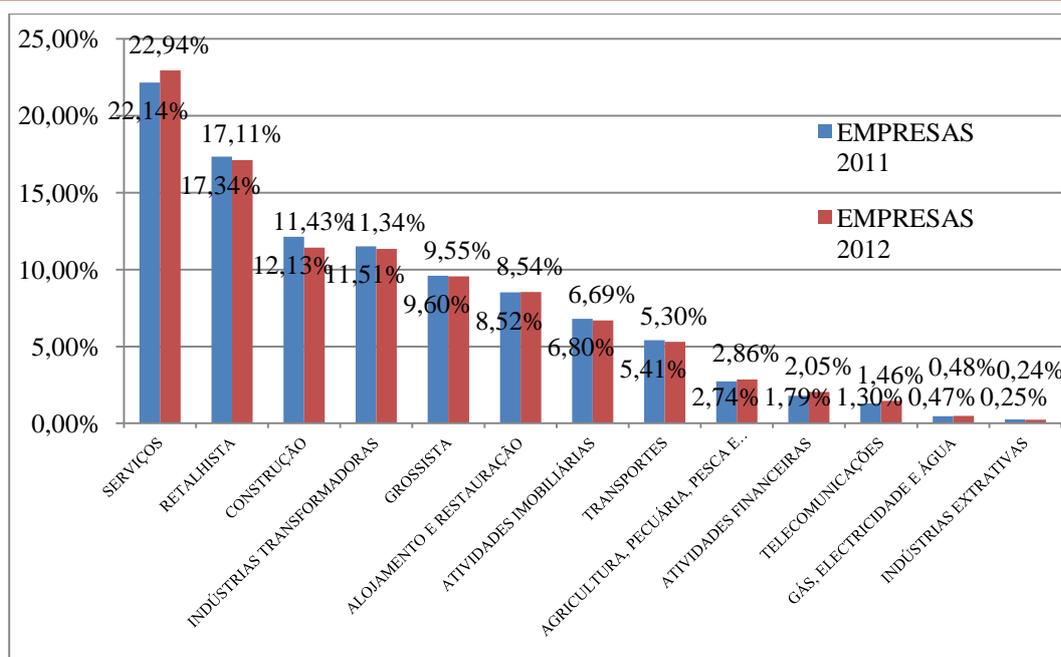
- Os setores com maior representatividade a nível de número de empresas nos anos 2011 e 2012 foram os serviços, o retalho e a construção;

- O setor dos serviços, apesar de congregar, em ambos os anos considerados, mais de 22% do número de empresas e número de empregados ao serviço, representou apenas 10.14% do volume de negócios em 2011, proporção que desceu para 8.98% no ano de 2012;

- As indústrias transformadoras (11% do número de empresas), empregavam aproximadamente 24% do número de pessoas ao serviço (é o setor de atividade com o maior número de pessoas empregadas) e representavam 23.26% do volume de negócios em 2010, proporção que subiu em 2012 para 25.17%;

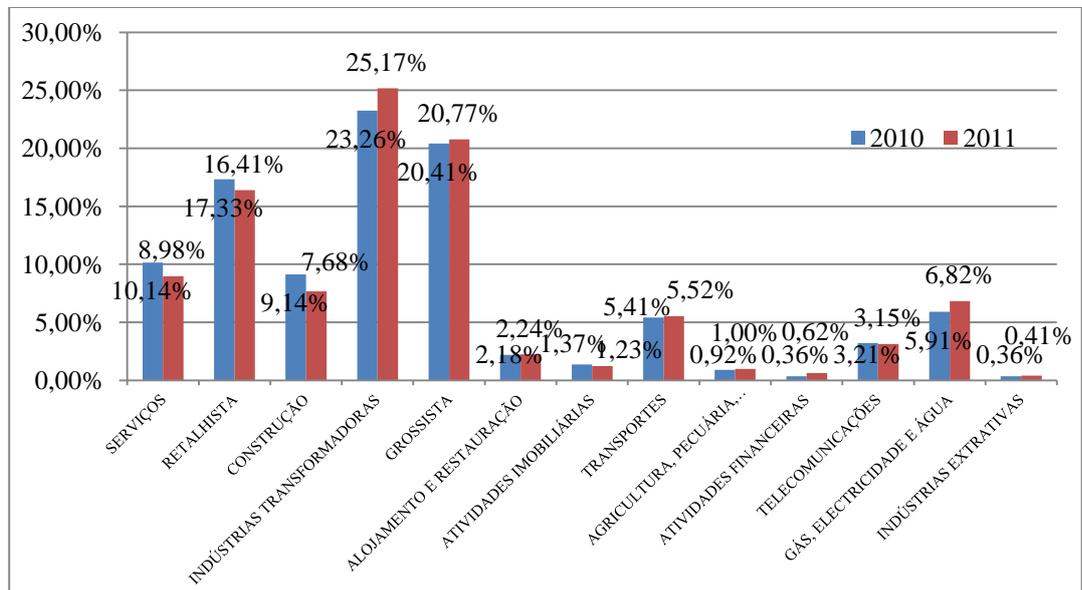
- O setor grossista, composto por menos de 10% do número de empresas, representou mais de 20% do volume de negócios de 2011 e 2012.

**Gráfico 4 – Distribuição das entidades com OPC por setor de atividade.**



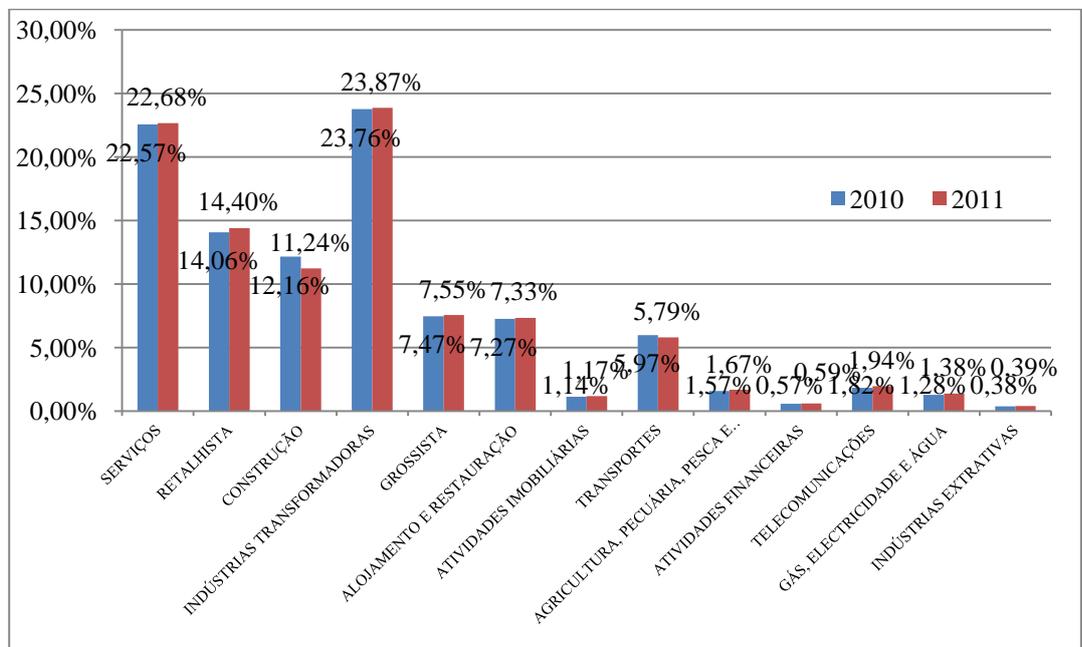
Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

**Gráfico 5 – Distribuição das entidades com OPC por setor de atividade e volume de negócios.**



Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

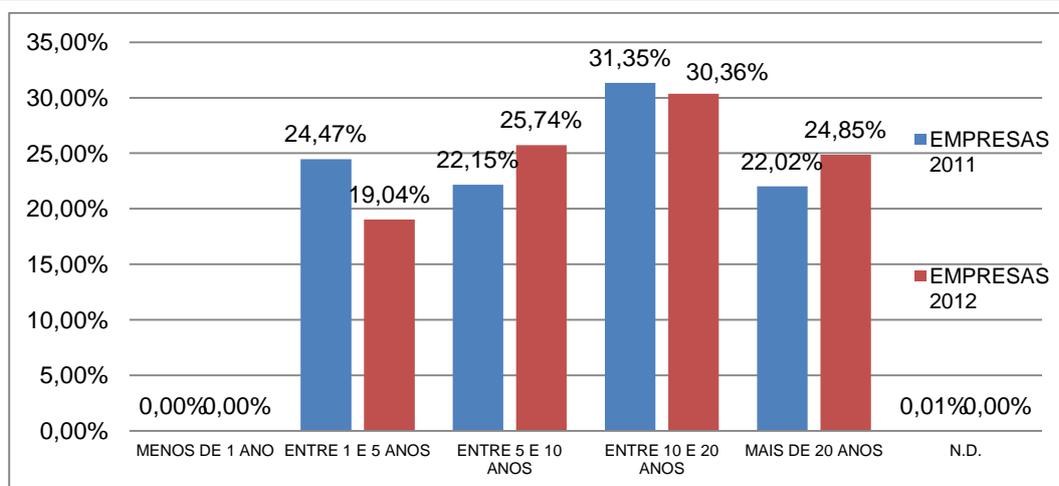
**Gráfico 6 – Distribuição das entidades com OPC por setor de atividade e número de empregados.**



Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

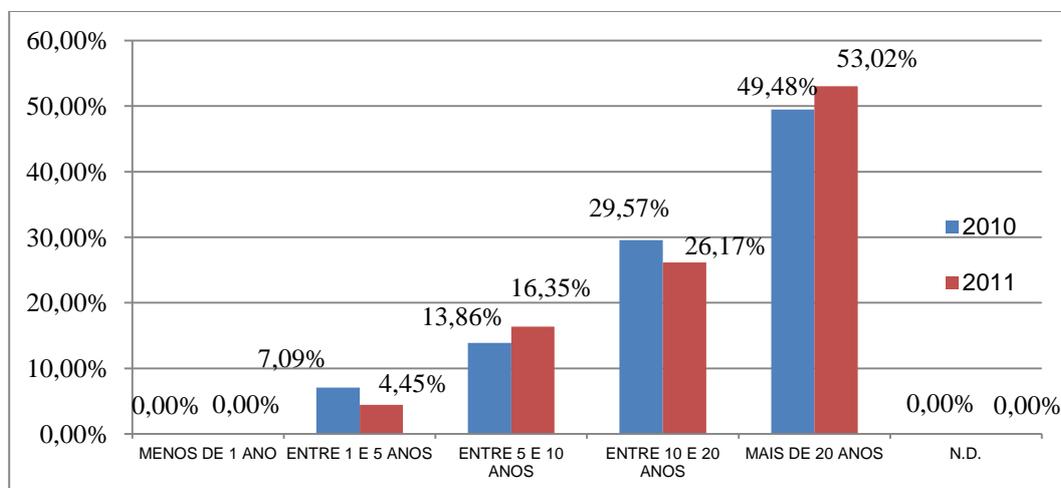
No que diz respeito à maturidade das empresas, mais de 30% do nosso tecido empresarial é constituído por empresas com 10 a 20 anos (31.35% em 2010 e 30.36% em 2011), as quais empregavam, nos anos considerados, cerca de 30% do número de pessoas ao serviço (31.11% em 2010 e 28.58% em 2011) e, foram responsáveis por 29.57% do volume de negócios em 2010, proporção que desceu para 26.17% em 2011. As empresas com 5 a 10 anos apesar de, em valores absolutos terem diminuído, aumentaram, a sua representatividade (de 22.15% em 2011 para 25.74% em 2012) o peso no volume de negócios (de 13.86% em 2010 para 16.35% em 2011) e a percentagem de pessoas empregadas (de 14.52% em 2010 para 17.20% em 2011). O número empresas com mais de 20 anos e o respetivo volume de negócios e número de empregados que aglomeram aumentaram, tanto em termos absolutos como relativos nos anos considerados, representando mais de 22% das empresas e cerca de metade do volume de negócios e pessoas ao serviço em Portugal.

**Gráfico 7 – Distribuição das entidades com OPC por antiguidade.**



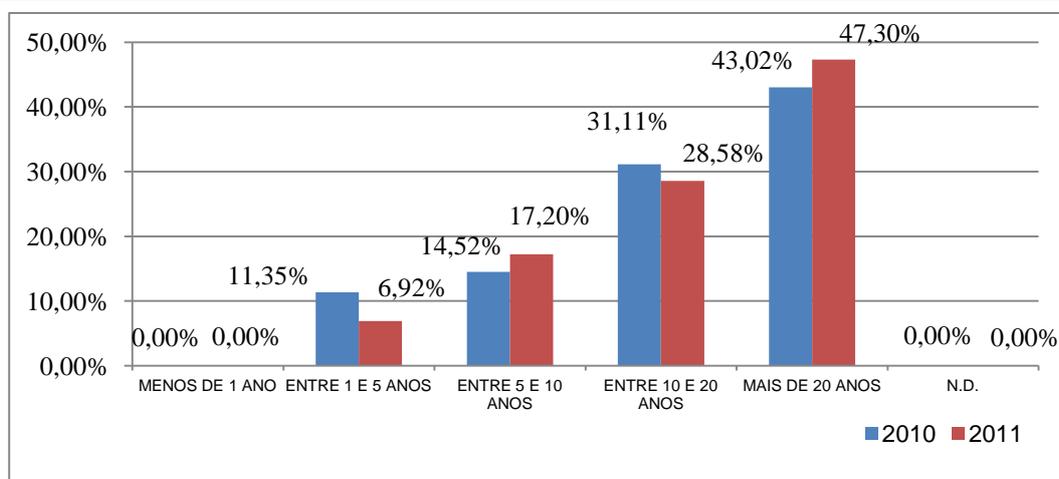
*Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.*

**Gráfico 8 – Distribuição das entidades com OPC por antiguidade e volume de negócios.**



Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

**Gráfico 9 – Distribuição das entidades com OPC por antiguidade e número de empregados.**



Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

A partir da análise do Quadro 3 e dos Gráficos 10, 11 e 12 podemos constatar que praticamente metade das empresas tem um capital social igual a 5.000€, representam pouco mais de 8% do volume de negócios e empregam aproximadamente 18% do pessoal ao serviço. Em contrapartida, são cerca de 20% as empresas com um capital social superior

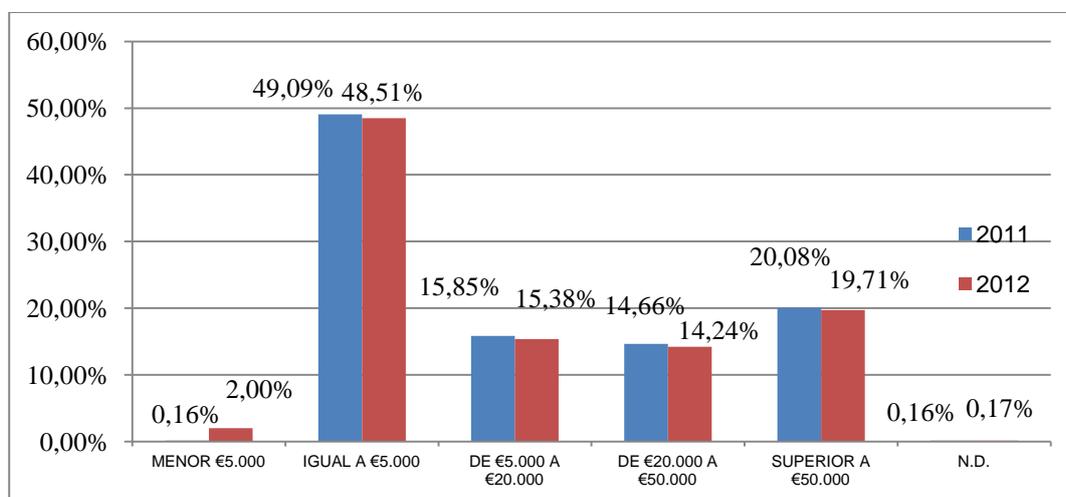
a 50.000€, sendo estas responsáveis por mais de 77% do volume de negócios e 60% do número de empregados.

### Quadro 3 – Perfil das entidades com OPC por Capital Social.

C.S.=Capital Social	Empresas		Vol. Neg. ('000€)		Empregados	
	2011	2012	2010	2011	2010	2011
C.S.<5.000€	465	5.660	135.870	256.393	1.375	8.522
C.S.=5.000€	143.204	137.603	26.406.372	25.137.900	447.078	434.089
5.000€<C.S.<20.000€	46.227	43.612	13.107.342	12.137.348	201.636	190.777
20.000€<C.S.<50.000€	42.767	40.388	29.411.395	27.984.229	283.401	267.060
C.S.>50.000€	58.569	55.904	242.472.689	227.775.123	1.573.235	1.451.392
n.d.	470	488	1.624.172	1.688.765	4.214	5.593
<b>Total</b>	<b>291.702</b>	<b>283.655</b>	<b>313.157.840</b>	<b>294.979.758</b>	<b>2.510.939</b>	<b>2.357.433</b>

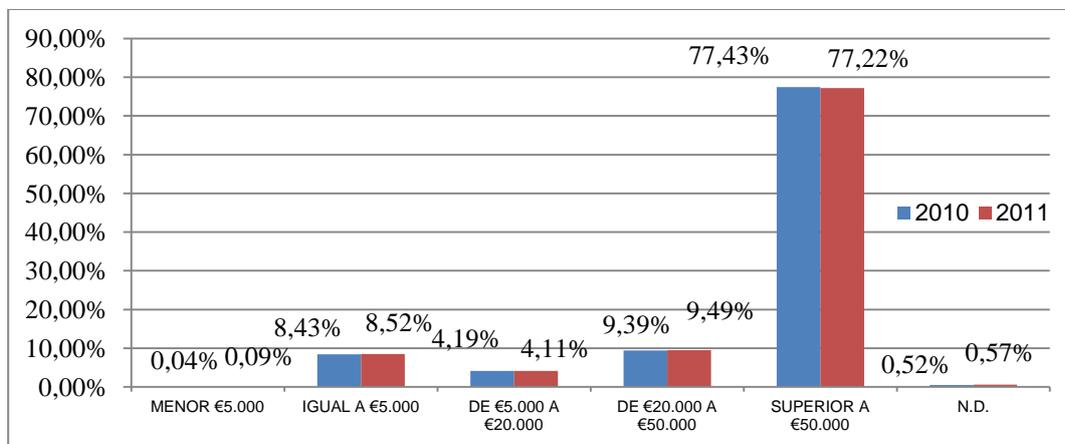
Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

### Gráfico 10 – Distribuição das entidades com OPC por Capital Social.



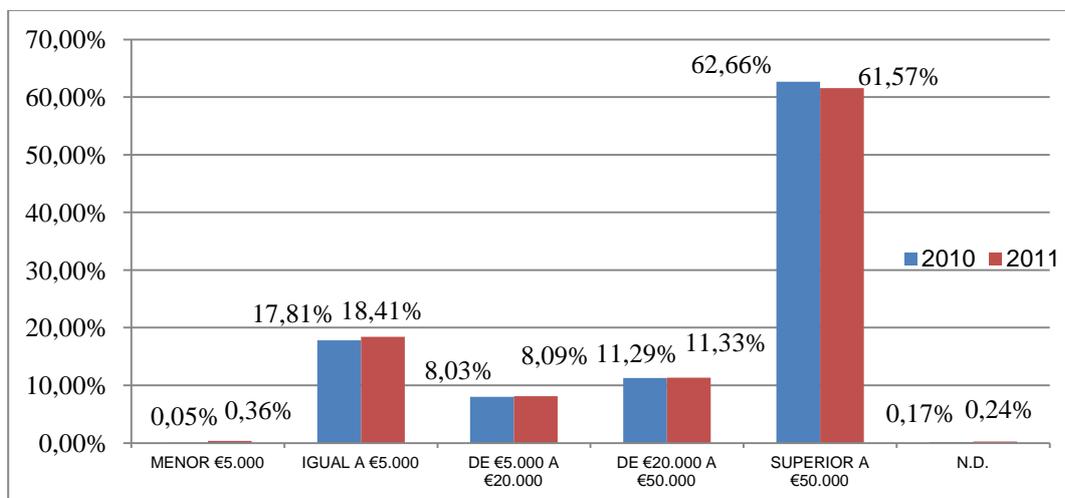
Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

**Gráfico 11 – Distribuição das entidades com OPC por Capital Social e volume de negócios.**



Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

**Gráfico 12 – Distribuição das entidades com OPC por Capital Social e nº de empregados**



Fonte: Informa D & B – Barómetro Empresarial.

Em Portugal o volume das exportações em 2011 foi de 59.598.682.000.00€, as quais ainda se encontram concentradas num número reduzido de empresas. Apenas 14.79% das empresas (41.939 empresas) que publicaram as suas contas em 2011, apresentaram vendas de bens e serviços para o mercado externo com uma contribuição de 20.2% para o volume de negócios total deste universo. Considerando apenas as empresas

com um volume de exportações igual ou superior a 20% do volume de negócios (18.586 empresas), esta percentagem desce para 6.55%. E, numa outra perspetiva, se considerarmos apenas as empresas com um volume de exportações superior a 1.000.000.00€ (4.618 empresas), a percentagem desce para 1.63%. Podemos assim concluir que a parcela do universo empresarial que já apostou efetivamente na exportação é reduzida, o que poderá indicar que existe ainda um enorme potencial de exploração neste domínio.

No que concerne às importações, 20.62% das aquisições de bens e serviços efetuadas em 2011 pelas empresas portuguesas tiveram origem no exterior. Considerando apenas as empresas com um volume de importações igual ou superior a 20% do volume de negócios (16.564 empresas), esta percentagem desce para 5.84%. E, numa outra perspetiva, se considerarmos apenas as empresas com um volume de importações superior a 1.000.000.00€ (4.493 empresas), a percentagem desce para 1.58%.

## 2.1 – O Setor Alimentar em Portugal

O setor das Indústrias Alimentares constitui uma das vinte e quatro Divisões da Secção das Indústrias Transformadoras da CAE – Rev. 3, agregando as atividades de transformação dos produtos da agricultura, produção animal e pesca em produtos para consumo humano e animal ou em produtos intermédios destinados a ser integrados na cadeia produtiva de outras atividades das Indústrias Transformadoras.

Tendo por base o estudo “Análise Sectorial das Indústrias Alimentares”, apresentado pelo Banco de Portugal em novembro de 2011, caracterizamos a seguir as empresas pertencentes ao setor alimentar comparando estas com as que compõem o setor institucional das Sociedades Não Financeiras (SNF), pelo que se excluem desta análise os Empresários em Nome Individual. Adicionalmente, analisam-se os contributos de vários subconjuntos de empresas para a determinação dos resultados agregados das Indústrias Alimentares. Neste domínio, as empresas são distribuídas por grupos, de acordo com a CAE – Revisão 3 e por classes de dimensão (INE – Classificação Portuguesa de Atividades Económicas – Revisão 3). De acordo com a Classificação Portuguesa das Atividades Económicas (Revisão 3) temos:

- CAE 10 – Indústrias Alimentares:
  - CAE 101 - Abate de animais, preparação e conservação de carne e de produtos à base de carne;
  - CAE 102 – Preparação e conservação de peixes, crustáceos e moluscos;
  - CAE 103 – Preparação e conservação de frutos e de produtos hortícolas;
  - CAE 104 – Produção de óleos e gorduras animais e vegetais;
  - CAE 105 – Indústria de laticínios;
  - CAE 106 – Transformação de cereais e leguminosas; fabricação de amidos, de féculas e de produtos afins;
  - CAE 107 – Fabricação de produtos de padaria e outros produtos à base de farinha;
  - CAE 108 – Indústria de outros produtos alimentares;

- CAE 109 – Fabricação de alimentos para animais.

Em termos de dimensão são analisadas três classes principais: micro, pequenas e médias, e grandes empresas de acordo com o critério da Recomendação da Comissão Europeia de 6 de maio de 2003. Segundo esta, são classificadas como microempresas as entidades com um número de pessoas ao serviço inferior a 10 e cujo volume de negócios anual ou balanço total anual não excede os 2 milhões de euros. As pequenas e médias empresas (PME) caracterizam-se por apresentarem um número de pessoas ao serviço menor que 250 e maior que 10 e um volume de negócios anual entre 2 e 50 milhões de euros ou um balanço total anual entre 2 e 43 milhões de euros. São classificadas como grandes empresas as que não se enquadram nas condições anteriores.

**Quadro 4 – O peso do setor alimentar nas Indústrias Transformadoras e nas SNF (2000 e 2009).**

		<b>Peso nas Indústrias Transformadoras</b>	<b>Peso nas SNF</b>
<b>2000</b>	<b>Empresas</b>	13,0%	1,8%
	<b>Volume de negócios</b>	13,2%	3,4%
	<b>Pessoas ao serviço</b>	10,0%	3,4%
<b>2009</b>	<b>Empresas</b>	13,5%	1,5%
	<b>Volume de negócios</b>	16,2%	3,4%
	<b>Pessoas ao serviço</b>	12,9%	3,0%

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

Em 2009, as Indústrias Alimentares representavam 13.5% do número de empresas, 12.9% de pessoas ao serviço e 16.2% do volume de negócios das Indústrias Transformadoras. Avaliado no conjunto das SNF, o setor representava 1.5% do número de empresas, 3.4% do volume de negócios e 3% do número de empregados. Em comparação com o ano 2000, o setor alimentar revela um aumento do peso nas Indústrias Transformadoras nos três parâmetros analisados, 0.5% no número de empresas (de 13% para 13.5%), 3% no volume de negócios (de 13.2% para 16.2%) e 2.9% no número de pessoas ao serviço (de 10% para 12.9%) no setor.

**Quadro 5 – Composição do setor por grupos da CAE-Rev.3 (2009).**

Grupos da CAE-Rev.3 / Composição do setor (2009)		2009		
		Empresas	Volume de Negócios	Pessoas ao Serviço
CAE 10	Indústrias Alimentares (no total das SNF)	1,5%	3,4%	3,0%
CAE 101	Abate de animais, preparação e conservação de carne e de produtos à base de carne	9,3%	19,3%	19,0%
CAE 102	Preparação e conservação de peixes, crustáceos e moluscos	2,9%	8,7%	7,5%
CAE 103	Preparação e conservação de frutos e de produtos hortícolas	3,1%	5,0%	4,3%
CAE 104	Produção de óleos e gorduras animais e vegetais	6,3%	8,8%	2,2%
CAE 105	Indústria de laticínios	5,2%	13,8%	7,8%
CAE 106	Transformação de cereais e leguminosas; fabricação de amidos, de féculas e de produtos afins	2,2%	5,7%	2,0%
CAE 107	Fabricação de produtos de padaria e outros produtos à base de farinha	63,0%	13,7%	44,3%
CAE 108	Indústria de outros produtos alimentares	5,6%	13,2%	8,6%
CAE 109	Fabricação de alimentos para animais	2,3%	11,8%	4,4%

Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.

Dentro das atividades desenvolvidas pelas Indústrias Alimentares podemos destacar:

- A CAE 101 que apesar de agregar apenas 9.3% das empresas do setor representa 19.3% do volume de negócios e 19% das pessoas ao serviço do setor alimentar;

- A CAE 107, onde se encontram a maioria das empresas (63%) e das pessoas ao serviço do setor alimentar (44.3%) mas com pouca representatividade no volume de negócios (13.7%).

**Quadro 6 – Composição do setor alimentar, por dimensão das empresas (2009)**

Composição do setor por dimensão das empresas (2009)		SNF	Indústrias Alimentares
Empresas	Microempresas	87,2%	67,0%
	PME	12,5%	32,2%
	Grandes empresas	0,3%	0,7%
Volume de negócios	Microempresas	15,7%	5,9%
	PME	43,1%	55,3%
	Grandes empresas	41,2%	38,8%
Pessoas ao serviço	Microempresas	25,5%	15,2%
	PME	46,0%	65,7%
	Grandes empresas	28,4%	19,1%

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

Da análise do Quadro 6 podemos constatar que em 2009 as PME, apesar de representarem apenas 32.2% das Indústrias Alimentares, eram responsáveis por 65.7% das pessoas ao serviço e 55.3% do volume de negócios deste setor. No agregado das SNF em Portugal, as empresas de pequena e média dimensão baixam a representatividade (12.5%, 46% e 43.1%, respetivamente) ao contrário do que acontece com as microempresas, (que representam no agregado das SNF mais 20.2% das empresas, mais 9.8% do volume de negócios e mais 10.3% das pessoas ao serviço) e com as grandes empresas, no que diz respeito ao volume de negócios (+1.4%) e ao número de pessoas ao serviço (+9.3%). Podemos então concluir que as pequenas e médias empresas assumem uma maior relevância no setor alimentar do que no total das SNF.

**Quadro 7 – Composição das classes de dimensão das empresas por volume de negócios (2009)**

CAE Rev. 3 / Dimensão das Empresas por Volume de Negócios (2009)		Microempresas	PME	Grandes empresas
CAE 101	Abate de animais, preparação e conservação de carne e de produtos à base de carne	9,7%	20,7%	18,8%
CAE 102	Preparação e conservação de peixes, crustáceos e moluscos	2,6%	10,4%	7,2%
CAE 103	Preparação e conservação de frutos e de produtos hortícolas	3,0%	6,7%	2,7%
CAE 104	Produção de óleos e gorduras animais e vegetais	23,4%	4,9%	12,2%
CAE 105	Indústria de laticínios	5,2%	7,6%	24,0%
CAE 106	Transformação de cereais e leguminosas; fabricação de amidos, de féculas e de produtos afins	3,7%	8,5%	2,1%
CAE 107	Fabricação de produtos de padaria e outros produtos à base de farinha	43,3%	16,0%	5,7%
CAE 108	Indústria de outros produtos alimentares	5,3%	8,0%	22,0%
CAE 109	Fabricação de alimentos para animais	3,8%	17,2%	5,2%

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

O Quadro 7 mostra, para o ano de 2009, o perfil de cada atividade das Indústrias Alimentares, quanto à dimensão das empresas e tendo por base o volume de negócios. Assim temos:

- Nas microempresas dominava a CAE 107, com 43.3% do volume de negócios;
- Nas empresas de pequena e média dimensão destacavam-se as CAE 101 (20.7%), 107 (16%) e 109 (17.2%). Há ainda a sublinhar que existe,

relativamente a este indicador (volume de negócios), uma grande homogeneidade entre as várias atividades desta classe.

- Nas grandes empresas podemos destacar que as CAE 101, 105 e 108 uma vez que agregadas representam 64.8% do total de volume de negócios desta classe de empresas.

**Quadro 8 – Localização geográfica por grupos da CAE-Rev.3 (2009).**

CAE Rev.3	Empresas		Vol. de Neg.		Pessoas ao serviço	
	Distrito (Top 3)	%	Distrito (Top 3)	%	Distrito (Top 3)	%
CAE 101	Lisboa	13.3	Lisboa	30.7	Lisboa	27.9
	Porto	9.4	Santarém	13.7	Braga	11.1
	Braga	8.7	Coimbra	11.2	Coimbra	9.5
CAE 102	Aveiro	17.5	Lisboa	19.3	Aveiro	16.5
	Porto	14.4	Aveiro	17.0	Porto	14.2
	Leiria	11.3	Viseu	12.9	P. Delgada	11.5
CAE 103	Lisboa	15.6	Santarém	30.7	Santarém	21.5
	Santarém	9.2	Lisboa	19.8	Lisboa	21.3
	Setúbal	8.1	Coimbra	8.7	Coimbra	12.8
CAE 104	C. Branco	22.9	Lisboa	61.6	Lisboa	36.1
	Santarém	11.9	Setúbal	11.1	Beja	12.8
	Bragança	9.9	Viseu	8.1	Aveiro	12.5
CAE 105	Lisboa	10.7	Porto	45.3	Porto	27.8
	Évora	10.0	P. Delgada	14.1	P. Delgada	15.9
	Guarda	9.7	C. Branco	11.9	Lisboa	13.8
CAE 106	Porto	18.5	Porto	30.4	Porto	26.8
	Lisboa	14.5	Lisboa	20.8	Lisboa	18.5
	Santarém	12.1	Aveiro	16.5	Santarém	12.7
CAE 107	Porto	20.8	Lisboa	26.3	Lisboa	20.2
	Lisboa	12.6	Porto	19.5	Porto	18.5
	Aveiro	12.1	Aveiro	8.6	Braga	9.2
CAE 108	Lisboa	27.2	Lisboa	64.6	Lisboa	48.6
	Porto	20.1	Porto	14.0	Porto	17.8
	Braga	8.0	Santarém	8.3	Santarém	6.5
CAE 109	Lisboa	29.0	Lisboa	31.1	Lisboa	23.6
	Leiria	16.8	Leiria	18.4	Leiria	14.9
	Santarém	13.0	Santarém	13.3	Setúbal	12.0

Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.

O Quadro 8 apresenta, para o ano de 2009, as principais localizações de cada grupo da CAE que integra as Indústrias Alimentares. Os distritos de Lisboa e Porto apareceram sistematicamente no TOP 3, sendo de apontar como exceções:

- A CAE 102, onde o distrito de Aveiro assumiu um maior destaque, uma vez que 17.5% das empresas e 17% do número de pessoas ao serviço desta atividade encontravam-se neste distrito;
- A CAE 103, onde as empresas localizadas no distrito de Santarém representam 30.7% do volume de negócios e 21.5% do número de pessoas ao serviço;
- A CAE 104, onde Lisboa e Porto nem sequer surgiram no TOP 3, sendo este preenchido por Castelo Branco com 22.9%, Santarém com 11.9% e Bragança com 9.9%.

#### **Quadro 9 – Composição do setor por forma jurídica (Vol. Neg. 2009).**

<b>Composição do setor / forma jurídica (2009)</b>	<b>Sociedades Anónimas</b>	<b>Sociedades por Quotas</b>	<b>Outras naturezas jurídicas</b>
<b>SNF</b>	50,1%	43,9%	6,0%
<b>Indústrias Alimentares</b>	69,4%	27,4%	3,2%

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

Relativamente à forma jurídica das empresas (Quadro 9), grande parte do volume de negócios das Indústrias Alimentares em 2009 era gerado pelas sociedades anónimas (69.4%) e pelas sociedades por quotas (27.4%). Comparativamente com o agregado das SNF em Portugal verifica-se que o volume de negócios originado por sociedades anónimas foi mais relevante nas Indústrias Alimentares, uma vez que naquele agregado as sociedades anónimas são representativas de 50.1% do volume de negócios. Já as sociedades por quotas apresentam uma maior relevância no conjunto das SNF, assumindo 43.9% do volume de negócios.

**Quadro 10 – Composição do setor por maturidade das empresas (Vol. Neg. 2009).**

	<b>Até 5 anos</b>	<b>De 5 a 10 anos</b>	<b>De 10 a 20 anos</b>	<b>Mais de 20 anos</b>
<b>SNF</b>	12,8%	16,2%	30,1%	40,9%
<b>Indústrias Alimentares</b>	5,3%	7,1%	24,9%	62,7%

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

No que respeita à maturidade das empresas (Quadro 10), o setor das Indústrias alimentares era, em 2009, composto maioritariamente por empresas com mais de 20 anos (62.7%), característica que se mantém no agregado das SNF mas com um peso menor (40.9%). Em sentido inverso, temos as empresas com menos de 5 anos, que representam apenas 5.3% das Indústrias Alimentares e 12.8% do conjunto das SNF.

**Quadro 11 – Volume de negócios, total e por dimensão das empresas – Taxa de crescimento anual (em %) e contributos (em p.p.)**

<b>Ano</b>	<b>Taxa de crescimento (em %)</b>		<b>Contributos (em p.p.)</b>		
	<b>SNF</b>	<b>Indústrias Alimentares</b>	<b>Microempresas</b>	<b>PME</b>	<b>Grandes empresas</b>
<b>2006</b>	7,7%	7,2%	-0,4	3,5	3,9
<b>2007</b>	5,2%	10,6%	0,3	7,3	3,0
<b>2008</b>	3,7%	8,8%	0,0	5,1	3,7
<b>2009</b>	-9,1%	-7,3%	-0,1	-4,7	-2,5

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

O volume de negócios das Indústrias Alimentares apresentou um crescimento acentuado no período 2006-2008 (7.2%, 10.6% e 8.8%, respetivamente), tendo contraído 7.3% em 2009. Denota-se também que as pequenas e médias empresas foram as que mais contribuíram para o resultado obtido em volume de negócios pelas Indústrias Alimentares, tanto nos anos em a taxa de crescimento foi positiva (com contributos de 3.5p.p., 7.3p.p. e 5.1p.p.) como em 2009 (as Indústrias Alimentares apresentaram uma taxa de crescimento

de -7.3%) com um contributo de -4.7p.p. Este resultado justifica-se pelo peso, em termos de volume de negócios, das PME neste setor (55.3%).

**Quadro 12 – Volume de negócios por Grupos da CAE Rev.3 (2009) – Contributos para a taxa de crescimento anual (em p.p.)**

<b>Grupos da CAE-Rev.3 / Taxa de crescimento do Volume de Negócios / Contributo para a taxa de crescimento anual (2009)</b>		<b>Taxa de crescimento Anual (em %)</b>	<b>Contributos para a taxa de crescimento anual (em p.p.)</b>
<b>CAE 101</b>	<b>Abate de animais, preparação e conservação de carne e de produtos à base de carne</b>	<b>-0,2%</b>	<b>0,0</b>
CAE 102	Preparação e conservação de peixes, crustáceos e moluscos	-10.0%	-0,9
CAE 103	Preparação e conservação de frutos e de produtos hortícolas	1,8%	0,1
CAE 104	Produção de óleos e gorduras animais e vegetais	-20.5%	-1,9
CAE 105	Indústria de laticínios	-9,0%	-1,3
CAE 106	Transformação de cereais e leguminosas; fabricação de amidos, de féculas e de produtos afins	-15,5%	-1,0
CAE 107	Fabricação de produtos de padaria e outros produtos à base de farinha	-1,6%	-0,2
CAE 108	Indústria de outros produtos alimentares	3,5%	0,4
CAE 109	Fabricação de alimentos para animais	-18,4%	-2,5

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

Analisando a evolução do volume de negócios por setor de atividade em 2009 (Quadro 12) verificamos que esta foi negativa na maioria das atividades que integram as Indústrias Alimentares. Temos como exceções:

- A CAE 103, com uma taxa de crescimento anual do volume de negócios de 1.8%, contribuindo assim com 0.1p.p. para a taxa de crescimento anual do volume de negócios do total das Indústrias Alimentares;

- A CAE 108, com uma taxa de crescimento anual do volume de negócios de 3.5%, contribuindo assim com 0.4p.p. para a taxa de crescimento anual do volume de negócios do total das Indústrias Alimentares;

Ainda a realçar que a CAE 101 (Abate de animais, preparação e conservação de carne e de produtos à base de carne) apresentou, uma taxa de crescimento de -0.2%, valor que não influenciou a taxa de crescimento anual do volume de negócios do total das Indústrias Alimentares.

**Quadro 13 – Exportações e Importações de bens e serviços, total e por dimensão das empresas (2009)**

	SNF	Indústrias Alimentares	Microempresas	PME	Grandes empresas
<b>Exportações (% do volume de negócios)</b>	16,3%	14,9%	3,8%	11,1%	21,7%
<b>Importações (% das compras e FSE)</b>	24,8%	26,3%	6,2%	22,7%	33,6%

Nota: Os dados reportados pelas empresas no âmbito da IES relativamente a operações de exportação e de importação de bens e serviços são sujeitos a controlo de qualidade no Banco de Portugal por confronto, nomeadamente, com os dados da balança de pagamentos. Ainda assim, o controlo que é possível efetuar não garante que os dados finais de cada empresa na IES sejam totalmente coincidentes com os dados que sobre ela constam nas estatísticas do comércio internacional.

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

Em 2009, as exportações de bens e serviços representaram 14.9% do volume de negócios agregado das Indústrias Alimentares, valor que se aproxima da percentagem apresentada pelo conjunto das SNF (16.3%). As exportações nas Indústrias Alimentares assumiram uma maior relevância no caso grandes empresas (21.7%), em detrimento das microempresas, com apenas 3.8% do volume de negócios.

No que respeita às importações, 26.3% das aquisições de bens e serviços efetuadas em 2009 pelas Indústrias Alimentares tiveram origem no exterior, valor

ligeiramente superior ao apresentado pelo agregado das SNF (24.8%). Verifica-se novamente que as empresas de grande dimensão tiveram um maior contributo, uma vez que nestas 33.6% das compras e FSE foram adquiridas no exterior. Já nas microempresas esta proporção foi de apenas 6.2%, revelando que estas empresas encontram-se menos envolvidas em importações.

**Quadro 14 – Saldo das transações com o exterior – em % do volume de negócios, total e por dimensão das empresas (2009)**

	SNF	Indústrias Alimentares	Microempresas	PME	Grandes empresas
<b>Saldo (Exportações-Importações)</b>	-2,9%	-6,5%	-0,7%	-7,2%	-6,2%
<p>Nota: Os dados reportados pelas empresas no âmbito da IES relativamente a operações de exportação e de importação de bens e serviços são sujeitos a controlo de qualidade no Banco de Portugal por confronto, nomeadamente, com os dados da balança de pagamentos. Ainda assim, o controlo que é possível efetuar não garante que os dados finais de cada empresa na IES sejam totalmente coincidentes com os dados que sobre ela constam nas estatísticas do comércio internacional.</p>					

*Fonte: Banco de Portugal – Estudo da Central de Balanços, Novembro 2011.*

O saldo das transações com o exterior (Quadro 14) foi deficitário, tanto no conjunto das Indústrias Alimentares (-6.5%) como no total das SNF (-2.9%). Da análise do Quadro 14 podemos também concluir que o défice apresentado pelas Indústrias Alimentares foi transversal a todas as classes de dimensão das empresas. É nas empresas de grande, pequena e média dimensão que este défice assume maior relevância (6.2% e 7.2%, respetivamente). Nas microempresas o défice foi estimado em apenas 0.7% do respetivo volume de negócios, reflexo do pouco envolvimento destas com o exterior.

## 2.2 – A Insolvência

O processo de falência esteve previsto, em Portugal, no Código de Processo Civil, como processo especial até 1993, quando entrou em vigor o Código dos Processos Especiais de Recuperação de Empresas e Falência, com o qual o Governo empreendia uma reestruturação, quer do processo, quer dos princípios fundamentais do regime da falência.

No CPEREF, desenhava-se o seguinte esquema:

- Processo de Falência;
- Processo de Recuperação de Empresa (prioritário).
  - a) As empresas em situação económica difícil ou insolvência poderiam, no caso de se apurar a sua viabilidade económica e a sua recuperabilidade financeira, optar pelos quatro modelos de recuperação:
    - i. Concordata – art.º 66º CPEREF – meio de recuperação da empresa em situação de insolvência ou em situação económica difícil que consiste na simples redução ou modificação da totalidade ou de parte dos seus débitos, podendo a modificação limitar-se a uma simples moratória; (CPEREF, 1993)
    - ii. Reconstituição Empresarial – art.º 78º CPEREF – meio de recuperação da empresa insolvente ou em situação económica difícil que consiste na constituição de uma ou mais sociedades destinadas à exploração de um ou mais estabelecimentos da empresa devedora, desde que os credores, ou alguns deles, ou terceiros, se disponham a assumir e a dinamizar as respetivas atividades; (CPEREF, 1993)
    - iii. Reestruturação Financeira – art.º 87º CPEREF – meio de recuperação da empresa insolvente ou em situação económica difícil que consiste na adoção pelos credores de uma ou mais providências destinadas a modificar a situação do passivo da empresa ou a alterar o seu capital, em termos que assegurem, só por si, a superioridade do ativo sobre o passivo e a existência de um fundo de maneo positivo; (CPEREF, 1993)
    - iv. Gestão Controlada – art.º 97º CPEREF – meio de recuperação da empresa insolvente ou em situação económica difícil que assenta

num plano de atuação global, concertado entre os credores e executado por intermédio de nova administração, com um regime próprio de fiscalização. (CPEREF, 1993)

Sendo que estas duas situações (empresa insolvente ou em situação económica difícil) são previstas no art.º 3º, alterado pelo Decreto-Lei nº 315/98 de 20-10-1998, da antiga lei:

“É considerada em situação de insolvência a empresa que se encontre impossibilitada de cumprir pontualmente as suas obrigações em virtude de o seu ativo disponível ser insuficiente para satisfazer o seu passivo exigível.” (CPEREF, 1993)

“É considerada em situação económica difícil a empresa que, não devendo considerar-se em situação de insolvência, indicie dificuldades económicas e financeiras, designadamente por incumprimento das suas obrigações.” (CPEREF, 1993)

A nova lei, no entanto, elimina esta dicotomia, tornando a insolvência o pressuposto objetivo único do processo. A decisão de recuperar a empresa ou de liquidar o seu património é tomada pelos credores num prazo entre 45 e 60 dias depois da sentença que declara a insolvência, art.º 36º n) e o nº2 do art.º156º do CIRE.

São também eliminados os pressupostos previstos no CPEREF para a recuperação de empresas, nomeadamente a sua consideração como unidades económicas viáveis, através dos critérios da viabilidade económica e da recuperabilidade financeira [Marques, L. (2005)]

Podemos então apontar os motivos pelos quais o CIRE eliminou o primado da recuperação de empresas, como claramente o CPEREF dispunha, indo inclusivamente contra as diretrizes da U.E., que indicam a forte necessidade de permitir a recuperação de empresas, de forma a defender os interesses públicos com os quais interfere o processo de insolvência:

- A influência da legislação alemã, da qual o CIRE é um decalque bastante aproximado;
- O exagero na aplicação dos critérios da anterior lei, que permitiam a recuperação de empresas que claramente não preenchiam os critérios anteriormente

indicados, prolongando desnecessariamente a laboração da empresa, conduzindo a um ainda mais tardio ressarcimento dos credores, através da liquidação;

- A falta de preparação dos agentes intervenientes na escolha do modelo de recuperação, nomeadamente o tribunal e os próprios credores, o que potenciava a situação anterior.

Deste modo, eliminando-se este primado, conduz-se a uma declaração de insolvência, sendo que apenas posteriormente, após análise persistente da situação económico-financeira da empresa, se escolhe entre falência-liquidação e falência-saneamento. Obviamente que este controlo mais apertado dos requisitos de recuperabilidade (e que a lei não refere), poderá conduzir à situação inversa, ou seja, a liquidação de empresas que poderiam ser recuperadas.

Os principais objetivos que presidiram à reforma foram:

- Desjudicialização;
- Celeridade.

Em relação ao primeiro princípio, surgem as seguintes modificações no processo:

- O juiz deixa de intervir em grande parte do processo. Passa a ser o administrador de insolvência, nomeado pelo juiz ou pelos credores, a elaborar o relatório que permitirá aos credores tomar a decisão sobre o fim do processo, liquidação ou recuperação através do plano de insolvência. Esta medida visa superar as críticas feitas na pendência do anterior processo quanto à falta de preparação técnica do juiz para analisar estas questões. Assim, passam os credores a deter um maior poder de decisão, pois é a eles que compete determinar as medidas a adotar, sendo eles que melhor conhecem a situação da empresa. O juiz fica apenas encarregue da declaração de insolvência e do julgamento das impugnações, por exemplo.

Quanto à celeridade:

- Atribuição de carácter urgente a todo o processo (art.º 9º do CIRE) e encurtamento da maior parte dos prazos;

- Divisão dos processos por dois tipos de tribunais: os processos de insolvência de devedores não titulares de empresa serão julgados pelos tribunais judiciais; os restantes por tribunais de comércio.
- Eliminam-se atos inúteis, como a duplicação do chamamento de credores, e eliminam-se alguns recursos;
- Declaração imediata da insolvência quando o pedido é apresentado pelo devedor.

Em suma, o processo de insolvência como está desenhado pelo CIRE tem em conta alguns anseios que já se haviam levantado durante a vigência do Código anterior, nomeadamente a necessidade de maior preparação técnica dos intervenientes, maior rapidez (pois a insolvência interfere com interesses quer públicos quer privados que carecem de rápida proteção) e acautelamento de todos os interesses em causa, sejam eles privados (ressarcimento atempado dos credores, nomeadamente dos trabalhadores, no caso das empresas com salários em atraso), sejam públicos, como a harmonia social, a estabilidade do emprego, a estabilidade e o crescimento económico setorial e nacional (IAPMEI, 2012).

Por outro lado, também se alarga o âmbito de penalização dos responsáveis pela insolvência culposa e negligente, quer a nível cível, quer a nível penal, o que constitui um importante passo para que o processo de insolvência seja capaz de solucionar grande parte dos problemas que anteriormente existiam, quer seja no sentido de satisfação dos credores, quer no sentido de recuperação da empresa (DGAJ, 2004).

### 2.2.1 – O conceito

---

Por situação de insolvência, entende-se a situação em que o devedor “se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas” (art.º 3º do CIRE), assentando esta em dois elementos objetivos:

- A “impossibilidade de cumprir”;
- O “vencimento das obrigações” que, por sua vez implicam uma análise do conjunto do passivo da empresa e circunstâncias que determinaram o incumprimento.

Salientando-se que a impossibilidade de cumprir, para efeitos do CIRE, não significa ausência desse ativo do devedor. Pode dar-se o caso de existirem obrigações vencidas (incumprimento) e haver ativo suficiente para satisfazer os credores, sem que isso obste à decretação da insolvência.

A nova lei introduz ainda o conceito de “insolvência iminente”, quando é o próprio devedor/administrador a apresentar-se à insolvência por entender estarem verificados os seus pressupostos, exigindo assim, um especial discernimento para declarar a empresa insolvente ou apostar na sua continuidade.

O devedor que está impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas pode encontrar-se em situação de insolvência como descrita no art.º 3º do CIRE. Uma vez verificada essa situação, recai sobre a empresa, gerentes e administradores, a obrigação de se apresentarem à insolvência no prazo de 60 dias a contar da data do conhecimento. A empresa insolvente poderá, consoante o caso, pretender somente a liquidação do património existente e dissolução da sociedade ou, ter intenção de recuperar a mesma. Pretendendo esta última possibilidade, pode fazê-lo pela via judicial ou extrajudicial (IAPMEI, 2012).

Os modelos que procuram prever a insolvência de empresas pecam na definição de insolvência empresarial também influenciado pelo facto de não existir uma definição única para este conceito. Assim sendo, a seleção da amostra dos dois grupos distintos de

empresas, será influenciada pela definição de insolvência empresarial adotada. A revisão da literatura revela isso mesmo:

- Beaver (1966) adotou como definição de insolvência empresarial a suspensão de pagamentos, a existência de contas bancárias a descoberto, o não pagamento de dividendos ou a insolvência jurídica;
- Altman (1968), Deakin (1972) e Zavgren (1985) adotaram como conceito a insolvência jurídica;
- Blum [1974 b)] adotou como conceito a incapacidade de pagar as dívidas por parte da empresa, entrando num processo de insolvência ou num acordo para reduzir as referidas dívidas;
- Ohlson (1980) adotou a definição puramente legalista, ou seja, empresas que tenham sido declaradas insolventes ou tenha sido efetuada qualquer petição nesse sentido;
- Taffler (1982) adotou como conceito a liquidação voluntária, ordem legal de liquidação ou intervenção estatal;
- Zmijewski (1984) incluiu no grupo das empresas insolventes as que solicitaram a insolvência;
- Casey *et al.* (1985) considerou que as empresas em relação às quais tivesse sido pedida a insolvência estariam incluídas no grupo das empresas insolventes;
- Gentry, *et al.* (1985) incluíram no grupo das empresas insolventes as que tivessem declarado insolvência, declaradas insolventes ou tivessem sido liquidadas;
- Lizarraga (1995), Gallego *et al.* (1997) e Somoza & Vallverdú (2003) optaram por definir o conceito de insolvência como sendo a suspensão de pagamentos ou a insolvência jurídica.

Na presente investigação, as empresas insolventes serão selecionadas com base no facto da insolvência ter sido declarada ou requerida. Para cada uma destas e no mesmo período de análise, será selecionada uma empresa solvente, com um rácio de autonomia

financeira igual ou superior a 45%, com a mesma forma jurídica, um volume de negócios e número de empregados semelhantes, sendo este o grupo das empresas ativas. Esta delimitação é vantajosa, por permitir criar uma escolha de empresas solventes mais homogénea do que se fosse feita com base em critérios mais amplos, baseados nomeadamente em valores da contabilidade, como é o caso do valor do ativo.

## 2.2.2 – Causas da insolvência

---

O processo de insolvência é resultante da combinação de diferentes variáveis, algumas internas e outras externas. Com base no trabalho de Gabás (1980), podemos considerar que as causas mais importantes que podem contribuir para um estado de insolvência nas empresas são:

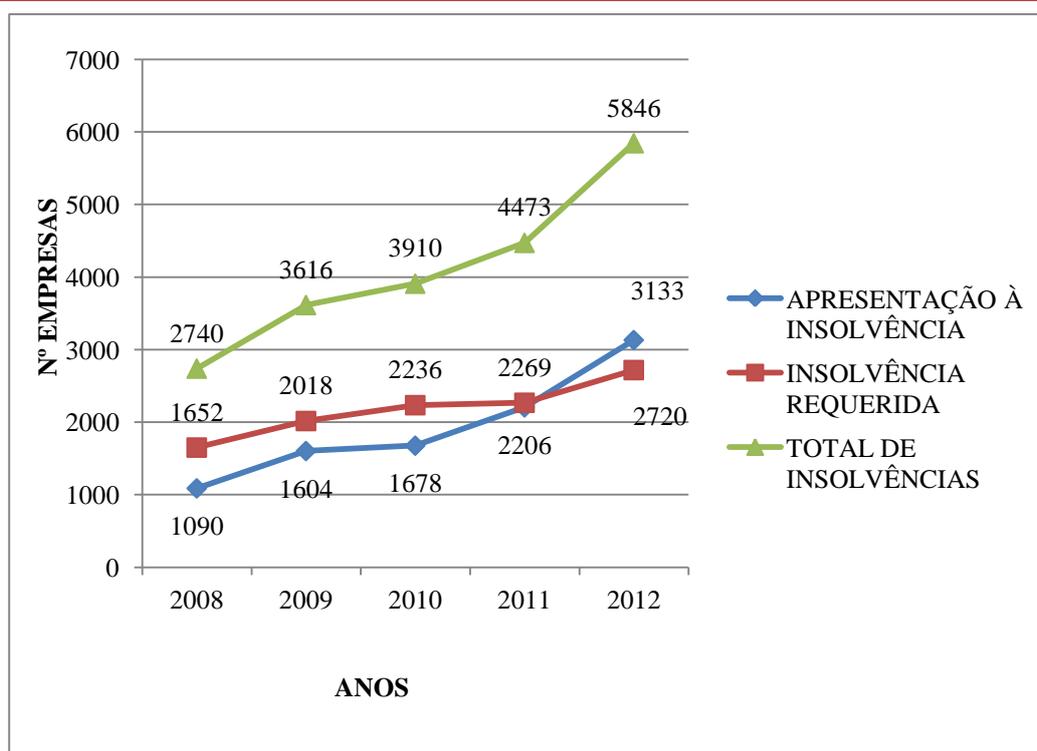
- Causas com origem externa:
  - De mercado:
    - i. Concorrência excessiva;
    - ii. Forte queda da procura.
  - Da envolvente política, económico e social:
    - i. Fase depressiva do ciclo económico;
    - ii. Crise (crise do petróleo, guerra do Golfo, guerra no Iraque, conflitos locais, etc.);
    - iii. Política económica do governo;
    - iv. Mudanças sociais radicais e significativas.
- Causas com origem interna:
  - Ineficácia da direção;
  - Estratégias erradas ou inadequadas;
  - Sistema produtivo ineficiente;
  - Investimentos improdutivos;
  - Excessivo endividamento, agravado em certas épocas por elevadas taxas de juro;
  - Final do ciclo de vida do produto;
  - Insucesso de empresas do mesmo grupo;
  - Problemas internos não resolvidos;
  - Alta morosidade.
- Causas especiais:

- As empresas apresentam uma taxa de “mortalidade” muito elevada nos primeiros anos de atividade.

### 2.2.3 – Evolução e caracterização das insolvências em Portugal

Em Portugal, o número de insolvências continua a aumentar, sendo que em 2012, foram iniciadas 5846 insolvências<sup>2</sup>. Também se verifica que o número de empresas que se apresentam à insolvência tem vindo a crescer tendo, em 2012, ultrapassado o número de insolvências requeridas.

**Gráfico 13 – Evolução do número de insolvências.**



Fonte: Base de dados Informa D & B

<sup>2</sup> Neste estudo consideram-se as empresas sob a forma de entidades com fins comerciais excetuo empresários em nome individual.

**Quadro 15 – Evolução do número de insolvências por setor de atividade.**

<b>Setor de atividade</b>	<b>2008</b>	<b>2009</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>Total</b>
<b>Agricultura, pecuária, pesca e caça</b>	<b>17</b>	<b>17</b>	<b>42</b>	<b>48</b>	<b>53</b>	<b>177</b>
<b>Indústrias extrativas</b>	<b>12</b>	<b>16</b>	<b>15</b>	<b>14</b>	<b>13</b>	<b>70</b>
<b>Indústrias transformadoras</b>	<b>781</b>	<b>1.094</b>	<b>1.049</b>	<b>1.000</b>	<b>1.201</b>	<b>5.125</b>
<b>Gás, eletricidade e água</b>	<b>3</b>	<b>6</b>	<b>8</b>	<b>10</b>	<b>12</b>	<b>39</b>
<b>Construção</b>	<b>527</b>	<b>670</b>	<b>832</b>	<b>986</b>	<b>1.286</b>	<b>4.301</b>
<b>Transportes</b>	<b>138</b>	<b>161</b>	<b>144</b>	<b>182</b>	<b>253</b>	<b>878</b>
<b>Alojamento e restauração</b>	<b>102</b>	<b>146</b>	<b>190</b>	<b>256</b>	<b>388</b>	<b>1.082</b>
<b>Grossista</b>	<b>463</b>	<b>511</b>	<b>537</b>	<b>590</b>	<b>750</b>	<b>2.851</b>
<b>Retalhista</b>	<b>400</b>	<b>581</b>	<b>591</b>	<b>759</b>	<b>977</b>	<b>3.308</b>
<b>Atividades imobiliárias</b>	<b>62</b>	<b>83</b>	<b>106</b>	<b>130</b>	<b>225</b>	<b>606</b>
<b>Telecomunicações</b>	<b>20</b>	<b>19</b>	<b>26</b>	<b>29</b>	<b>36</b>	<b>130</b>
<b>Serviços</b>	<b>215</b>	<b>312</b>	<b>370</b>	<b>469</b>	<b>652</b>	<b>2.018</b>
<b>Total</b>	<b>2.740</b>	<b>3.616</b>	<b>3.910</b>	<b>4.473</b>	<b>5.846</b>	<b>20.585</b>

*Fonte: Base de dados Informa D & B*

Fazendo a análise desagregada por setor de atividade (Quadro 15), constatamos que o crescimento do número de insolvências é comum a todos os setores. De 2011 para 2012, a maior taxa de crescimento (73.1%) verifica-se no setor das Atividades Imobiliárias. Os setores das Indústrias Transformadoras e da Construção são os que apresentam, de 2008 a 2012, o número, em valor absoluto, mais elevado com 5125 e 4301, respetivamente.

#### **2.2.4 – Análise comparativa entre Portugal e Espanha.**

---

Em Portugal, o ano de 2012 caracteriza-se pela quebra em 11.40% no número de constituições, depois de ter registado um crescimento de 12.96% em 2011, incentivado em parte pelas alterações fiscais implementadas no final de 2010, (que favorecem o início de negócios de sociedade unipessoal em detrimento do empresário em nome individual) e à nova lei de Capital Social implementada em abril de 2011, que permite a constituição de empresas com capital social de 1€ por sócio. Em Espanha verifica-se um ligeiro crescimento durante o período considerado, sendo o número de constituições no ano de 2012, 2.84 vezes superior ao verificado em Portugal.

Quanto ao fenómeno das dissoluções naturais, verificou-se em Portugal uma taxa de crescimento de 8.38% em 2011 e de 17.29% em 2012. Em Espanha a tendência também é positiva tendo apresentado em 2012 uma taxa de crescimento de 21.76%.

A taxa de crescimento das insolvências continua a aumentar e é semelhante nos dois países (30.70% e 33.74%, em 2012, respetivamente).

**Quadro 16 – Constituições, dissoluções naturais e insolvências em Portugal e Espanha.**

FENÓMENO	PORTUGAL					ESPANHA				
	2010	2011	2012	Varição 2010/2011	Varição 2011/2012	2010	2011	2012	Varição 2010/2011	Varição 2011/2012
CONSTITUIÇÃO	31.214	35.259	31.240	12,96%	-11,40%	80.524	84.806	88.713	5,32%	4,61%
DISSOLUÇÃO NATURAL	14.208	15.398	18.060	8,38%	17,29%	20.305	21.706	26.430	6,90%	21,76%
INSOLVÊNCIA	3.906	4.473	5.846	14,52%	30,70%	5.012	5.638	7.540	12,49%	33,74%

Fonte: Base de dados Informa D & B

### Capítulo III – Revisão de Literatura

Entre os modelos de classificação de risco, os chamados modelos de previsão de insolvência têm sido objeto de especial atenção por parte de investigadores. Estes modelos têm sido estudados há várias décadas nos meios académicos.

As técnicas estatísticas que podem ser utilizadas em modelos de previsão de insolvência são diversas, evidenciando-se seguidamente uma síntese das técnicas existentes sempre com o objetivo de alcançar o melhor resultado, ou seja, a maximização da probabilidade de acertos na classificação de um membro no grupo correto.

### 3.1 – Modelos com base na técnica univariada

A análise univariada foi a base para os primeiros estudos que analisaram os rácios de previsão de insolvência. Estes primeiros estudos focaram-se na análise separada dos vários rácios e, não raras vezes, compararam rácios de empresas insolventes com os de empresas solventes. A utilização da análise univariada contribuiu de forma determinante para o desenvolvimento futuro dos vários modelos, lançando as bases para que fossem iniciados os modelos de previsão de insolvência com base na análise multivariada.

Em 1930 foi publicado pelo *Bureau of Business Research* um boletim que apresentava resultados de um estudo de rácios de empresas industriais insolventes. Esta análise estudou 24 rácios de 29 empresas, determinando as especificidades coincidentes entre empresas insolventes. Os rácios de cada uma foram então postos em comparação com a média, demonstrando que algumas particularidades das empresas insolventes eram semelhantes. Assim, esta investigação consolidou oito rácios que podiam ser considerados como bons indicadores da “crescente fraqueza” de uma empresa, foram eles:

- Fundo de Maneio / Ativo Total;
- Excedentes e Reservas / Ativo Total;
- Capital Próprio / Ativo Não Corrente;
- Ativo Não Corrente / Ativo Total;
- Ativo Corrente / Passivo Corrente;
- Capital Próprio / Ativo Total;
- Vendas / Ativo Total;
- Caixa / Ativo Total.

O estudo do *Bureau of Business Research* serviu ainda para esclarecer que o Fundo de Maneio/Ativo Total (*Working Capital to Total Assets*) poderia ser um indicador

mais valioso do que o Ativo Corrente/Passivo Corrente (*Current Ratio*), apesar dos dois serem bons índices de deterioração financeira da empresa.

Em 1932, Fitzpatrick efetuou a comparação de 13 rácios financeiros de 19 empresas industriais insolventes dos EUA e 19 solventes. Assim, concluiu que, na maioria dos casos, as empresas não insolventes apresentavam rácios favoráveis, ao mesmo tempo que as empresas insolventes manifestavam o contrário quando comparadas com o padrão. O autor concluiu que os rácios com maior significância estatística foram:

- Capital Próprio / Passivo Total;
- Lucro Líquido / Capital Próprio.

Para além disso, indicou ainda a necessidade de dar menor importância ao coeficiente de liquidez de curto prazo (*Current Ratio*) e índice de liquidez (*Quick Ratio*) no caso das empresas com exigível a longo prazo (*long-term liabilities*).

Os rácios de 183 empresas insolventes de várias indústrias foram analisados por Smith e Winakor (1935) tendo por base o estudo do *Bureau of Business Research*. Concluíram assim que o rácio Fundo de Maneio/Ativo Total (*Working Capital/Total Assets*) foi um bom indicador de previsão dos problemas financeiros, superiorizando-se aos rácios Caixa/Ativo Total (*Cash to Total Assets*) e ao coeficiente de liquidez de curto prazo (*Current Ratio*). Descobriram ainda que, à medida que a empresa se aproximou da insolvência, o valor do rácio Ativo Corrente/Ativo Total (*Current Assets/Total Assets*) foi sendo cada vez menor.

Merwin publicou, em 1942, o seu estudo sobre pequenas empresas. Relatou que, comparando empresas solventes e insolventes, eram demonstrados por estas, sinais de fraqueza logo quatro ou cinco antes do seu insucesso. Além deste exemplo, Merwin (1942) refere três rácios reveladores do insucesso empresarial:

- Fundo de Maneio / Ativo Total;
- Coeficiente de liquidez de curto prazo;
- Capital Próprio / Passivo Total.

Os padrões da estrutura financeira foram estudados por Chudson (1945) com o objetivo de determinar a existência de um padrão. Concluiu que não houve, de forma representativa, um padrão na estrutura financeira das empresas. Todavia, Chudson (1945) concluiu que, dentro de grupos específicos da indústria, dependendo do tamanho ou da rentabilidade das empresas, havia um grupo de rácios mais apropriado. Este estudo não se focou especificamente na previsão de insolvência de empresas, contudo os resultados são significativos para o desenvolvimento dos modelos que as preveem. Chudson (1945) defende assim que os modelos desenvolvidos com base na generalidade das empresas, podem não ser apropriados a setores específicos.

Jackendoff (1962) desenvolveu o seu estudo comparando os rácios de empresas lucrativas e não lucrativas. Assim, concluiu que as empresas lucrativas apresentaram um valor mais baixo no rácio Passivo Total / Capital Próprio (*Debt-to-Worth*) do que as empresas não rentáveis, sendo para esta análise mais relevantes os dois seguintes rácios:

- Coeficiente de liquidez de curto prazo (*Current Ratio*);
- Fundo de Maneio / Ativo Total.

Beaver (1966) realizou uma análise univariada, através do estudo isolado de vários rácios financeiros e o valor a partir do qual se poderia considerar que a empresa estaria perante uma situação crítica. Através de comparações entre a média de 30 rácios de 79 empresas insolventes e 79 ativas em 38 setores, Beaver (1966) mostrou que o rácio Resultado Líquido/Passivo Total tinha a maior capacidade de previsão, com 92% de precisão no ano anterior à insolvência. Este valor é seguido de perto pelo rácio Resultado Líquido/Vendas, que alcançou 91% de precisão. Os rácios Resultado Líquido/Capital Próprio, Fluxo de Caixa/Passivo Total e Fluxo de Caixa/Ativo Total alcançaram, os três, 90% de precisão.

Beaver (1966) sugeriu, para futuras investigações, a possibilidade dos rácios considerados em simultâneo poderem ter uma maior capacidade de previsão do que os rácios analisados de forma individual.

Desde Beaver que houve alguns estudos de análise univariada, entre os quais se contam:

- Pinches *et al* (1975) o qual utilizou a técnica da análise fatorial para desenvolver uma classificação empírica dos rácios financeiros, tendo determinado os seguintes fatores:

- Rotação dos Inventários;
- Rotação das dívidas a receber;
- Situação de tesouraria;
- Liquidez de curto prazo;
- Rendibilidade do investimento;
- Alavanca financeira;
- Rotação do investimento.

- Chen & Shimerda (1981).

Foi a partir daqui que a análise multivariada assumiu uma maior predominância, a qual permite explicar a variável dependente em função de várias variáveis independentes.

### 3.2 – Modelos com base nas técnicas multivariadas

Os modelos com base em técnicas multivariadas explicam a variável dependente em função de  $n$  variáveis independentes. A abordagem multidimensional adotada na maioria dos modelos de previsão de insolvência passa pela análise da situação financeira da empresa através da classificação de um conjunto de empresas, pertencentes a uma amostra, e caracterizadas por  $n$  variáveis (rácios financeiros) consideradas em simultâneo.

### 3.2.1 – A análise discriminante

---

A análise discriminante é um método de estatística multivariada que consiste em determinar uma regra (função discriminante) para classificar um indivíduo, com base na observação de um conjunto de variáveis independentes, num dos vários grupos previamente definidos. Para o caso de duas populações (empresas ativas e não ativas) é assumido que as variáveis independentes são distribuídas dentro de cada grupo de acordo com a distribuição normal multivariada com diferentes médias e matrizes de dispersão iguais. Esta foi uma das primeiras técnicas estatísticas a ser utilizada em modelos de previsão de insolvência.

Altman (1968) publicou o primeiro estudo de previsão de insolvência baseado numa análise discriminante multivariada. O modelo de Altman (1968), que viria a ser conhecido como *Z-score*, teve como objetivo prever a insolvência até cinco anos antes da sua ocorrência. Altman (1968) selecionou cinco rácios (característica quantitativa) e ponderações atribuídas de modo a produzir uma classificação *Z*, isto é, um indicador de *score* cujos valores permitissem diferenciar, da melhor forma possível, a população de empresas “normais”, da população de empresas “de risco” (característica qualitativa).

A principal vantagem deste modelo é a de, através da utilização de uma combinação de rácios financeiros, tornar menos provável que o resultado seja alterado como consequência da manipulação das demonstrações financeiras.

Altman (1968) utilizou uma amostra de 33 empresas industriais emparelhadas ativas/insolventes, no período de 1946 a 1965. De uma lista inicial com 22 rácios financeiros potencialmente úteis, foram selecionadas cinco categorias:

- Liquidez;
- Rendibilidade;
- Alavancagem;
- Solvência;
- Atividade.

Os passos utilizados no desenvolvimento do modelo foram:

1. Observação estatística de várias funções, incluindo a contribuição relativa de cada variável independente;
2. Evolução das correlações entre as variáveis relevantes;
3. Verificação da precisão das previsões dos modelos.

A função discriminante final foi:

$$Z = 1,2 X_1 + 1,4 X_2 + 3,3 X_3 + 0,6 X_4 + 0,99 X_5$$

Em que:

- $X_1 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Passivo Corrente}) / \text{Ativo Total}$

Este rácio mede o fundo de maneio em relação à dimensão da empresa.

Altman menciona que os rácios mais comumente usados não foram tão bons indicadores como este.

- $X_2 = \text{Resultado Líquido} / \text{Ativo Total}$

Este rácio é uma componente do *Z-score* que informa até que ponto a empresa reinveste os seus ganhos em si própria. Uma empresa mais antiga terá tido mais tempo para acumular ganhos, de forma que esta medida tende a favorecer empresas mais antigas. Muitos estudos mostraram que a taxa de insucesso empresarial é inversamente proporcional à antiguidade da empresa.

- $X_3 = \text{Resultado Antes de Juros e Impostos} / \text{Ativo Total}$

Este rácio é uma medida de eficiência operacional, aparte de qualquer efeito alavanca. Reconhece os ganhos operacionais como a chave para uma viabilidade duradoura da empresa. Ajusta os ganhos de uma empresa para taxas de imposto variáveis e faz ajustamentos para alavancamentos causados por empréstimos. Estes ajustamentos permitem obter uma medida da eficiência da empresa, na utilização dos ativos.

- $X_4 = \text{Capitalização Bolsista} / \text{Passivo Total}$

Este rácio dá a indicação de quanto os ativos de uma empresa podem diminuir em valor, antes que as dívidas excedam os ativos. Este rácio adiciona uma dimensão de mercado. As ações consistem no valor de mercado de todo o *stock*.

Para empresas privadas o valor das ações é usado neste rácio, partindo da suposição implícita de que estas empresas registam os seus ativos ao preço de mercado.

- $X_5 = \text{Vendas} / \text{Ativo Total}$

Este rácio mede a capacidade dos ativos da empresa, de gerarem vendas. Esta é uma medida de faturação e, por isso, varia muito de uma atividade para outra.

O resultado obtido pelo investigador indica:

- Se  $Z > 2.99$ , a empresa não terá problemas de insolvência no futuro;
- Se  $Z < 1.81$ , é uma empresa com elevada probabilidade de ficar insolvente;
- Se  $1.81 < Z < 2.99$ , o modelo considera que as empresas que se encontram neste intervalo não têm uma tendência bem definida, chamando-lhe “zona cinzenta”.

A capacidade de precisão da função Altman, numa amostra de validação 66 empresas, foi de 95%, 72%, 48% 29% e 36%, para previsões um, dois, três, quatro e cinco anos antes da insolvência, respetivamente.

Existem, no entanto, alguns condicionantes que foram tidos em conta na aplicação deste modelo:

- Não é aplicável a empresas que não pertençam à indústria transformadora;
- Não é aplicável a pequenas e médias empresas.
- Os rácios escolhidos por Altman (1968) não assentam em nenhuma teoria, mas na eficiência estatística do modelo, pelo que a amostra utilizada influencia aquela escolha;
- Não é aplicável a empresas não cotadas na bolsa (devido ao rácio  $X_4$ ).

Face a esta última limitação Altman (1968) desenvolveu um modelo aplicável às empresas industriais não cotadas, alterando o rácio  $X_4$  para  $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Passivo Total}$ , e a função:

$$Z_1 = 0,717 X_1 + 0,847 X_2 + 3,107 X_3 + 0,420 X_4 + 0,998 X_5$$

O resultado obtido pelo investigador foi o seguinte:

- Se  $Z > 2.9$ , a empresa não terá problemas de insolvência no futuro;
- Se  $Z < 1.23$ , é uma empresa com elevada probabilidade e ficar insolvente;
- Se  $1.23 < Z < 2.9$ , o modelo considera que as empresas que se encontram neste intervalo não têm uma tendência bem definida, situando-se na “zona cinzenta”.

Deakin (1972), através da aplicação da análise discriminante multivariada, teve como objetivo criar um modelo alternativo ao estudo de Beaver (1966) e de Altman (1968). O período de análise foi de 1964 a 1970 e a amostra foi constituída por 32 empresas industriais ativas/insolventes emparelhadas por indústria, dimensão de ativos e ano fiscal. O rácio com maior capacidade discriminante foi:

- Fluxo de Caixa / Passivo Total

O modelo de Deakin (1972) conseguiu melhores resultados do que os modelos de Beaver (1966) e de Altman (1968), uma vez que classificou corretamente 97%, 95%, 95%, 80% e 83%, um, dois, três quatro e cinco anos antes da insolvência, respetivamente.

O estudo de Blum [1974 b)], baseado na análise discriminante multivariada, teve por objetivo a previsão da insolvência cinco anos antes da sua ocorrência. A amostra foi constituída por 115 empresas industriais ativas/insolventes emparelhadas por indústria, dimensão de ativos, vendas, número de empregados e ano fiscal. O período de análise utilizado foi entre 1954 e 1968 e a variável com maior capacidade discriminante foi:

- Fluxo de Caixa / Passivo Total.

A capacidade de previsão a um ano foi de 95%. No entanto desceu para 80% quando a previsão foi feita para dois anos antes da insolvência e 70% para previsões a três anos.

Kanitz (1974), elaborou um modelo de previsão de insolvências também conhecido como “fator de insolvência”. Este fator é obtido a partir da informação económico-financeira das empresas, através do cálculo da função:

$$F = 0,05 X_1 + 1,65X_2 + 3,55X_3 - 1,06 X_4 - 0,33 X_5$$

Com:

- $X_1 =$  Resultado Líquido / Capital Próprio
- $X_2 =$  Ativo Total / Passivo Total
- $X_3 =$  (Ativo Corrente – Inventários) / Passivo Corrente
- $X_4 =$  Ativo Corrente / Passivo Corrente
- $X_5 =$  Passivo Total / Capital Próprio.

Após o cálculo, obtém-se o fator de insolvência (F) que determina a tendência de uma empresa se tornar insolvente ou não. Para facilitar, Kanitz (1974) criou uma escala que designou por “Termómetro de Insolvência”, indicando três zonas diferentes:

- Solvente;
- Zona Cinzenta;
- Insolvente.

Assim, temos:

- Para  $F > 0$ , a empresa está solvente;
- Para  $-3 < F < 0$ , é a zona cinzenta e representa uma área em que o fator de insolvência não é suficiente para analisar o estado da empresa;
- Para  $F < -3$ , a empresa encontra-se em situação insolvente.

Uma empresa que apresenta um fator de insolvência positivo, tem menor probabilidade de vir a falir e essa probabilidade diminuirá à medida que o fator aumenta. Ao contrário, quanto menor for o fator maior será a probabilidade da empresa falir.

A percentagem de acertos obtida pelo investigador foi de 90% para as empresas solventes e de 86 % para as empresas insolventes.

Elisabetsky (1976) desenvolveu um modelo baseado na análise discriminante e análise de correlação linear de um grupo de empresas, tendo como objetivo padronizar o processo de avaliação e concessão de crédito a clientes, pessoas físicas e jurídicas. Utilizou uma amostra composta por 274 empresas solventes e 99 insolventes. Para reduzir o número

de variáveis, foi utilizado um processo de análise de correlação entre grupos de rácios. Posteriormente, foi aplicada a análise discriminante para obter o modelo final. O modelo apresenta a seguinte função discriminante:

$$Y = 1,93X_1 - 0,21X_2 + 1,02X_3 + 1,33X_4 - 1,13X_5$$

Onde:

- $X_1 = \text{Resultado Líquido} / \text{Vendas}$
- $X_2 = \text{Ativo Corrente} / \text{Ativo Não Corrente}$
- $X_3 = \text{Clientes} / \text{Ativo Total}$
- $X_4 = \text{Inventários} / \text{Ativo Total}$
- $X_5 = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Total}$

O ponto de separação obtido pelo investigador foi 0.5. Assim, para:

- $Y < 0.5$ , considera-se que a empresa está insolvente;
- $Y > 0.5$ , considera-se que a empresa está solvente.

A percentagem de acertos obtida pelo investigador foi de 69%.

Matias (1978) desenvolveu um modelo de previsão de insolvência utilizando a análise discriminante, tendo trabalhado com 100 empresas de ramos de atividades diferentes, das quais 50 eram solventes e 50 insolventes. A função proposta por Matias para a previsão de insolvência foi:

$$Z_2 = 23,792 X_1 - 8,26 X_2 - 9,868 X_3 - 0,764 X_4 + 0,535 X_5 + 9,912 X_6$$

Em que:

- $X_1 = \text{Capital Próprio} / \text{Ativo Total}$
- $X_2 = \text{Financiamentos} / \text{Ativo Corrente}$
- $X_3 = \text{Fornecedores} / \text{Ativo Total}$
- $X_4 = \text{Ativo Corrente} / \text{Passivo Corrente}$
- $X_5 = \text{Resultado Operacional} / \text{Resultado Antes de Impostos}$
- $X_6 = \text{Ativo Corrente} / \text{Ativo Total}$

Para:

- $Z_2 > 0$ , a empresa encontra-se na situação de solvência;
- $Z_2 < 0$ , a empresa encontra-se na situação de insolvência

A percentagem de acertos obtida pelo investigador foi de 74%.

Altman, Haldeman e Narayanan (1977), através de uma análise discriminante multivariada, desenvolveram um modelo, designado por Zeta, com o objetivo de prever a insolvência cinco anos antes de esta ocorrer. A amostra foi constituída por 53 empresas (retalhistas e pertencentes à indústria transformadora) emparelhadas por dimensão, tipo e ano de apresentação da insolvência, com 53 empresas ativas. O período em análise foi entre 1969 e 1975 e os rácios com maior capacidade discriminativa foram:

- Resultados Antes de Impostos / Ativo Total;
- Desvio Padrão do Resultado Antes de Impostos / Ativo Fixo Tangível;
- Resultados Antes de Impostos / Pagamento Total de Juros;
- Resultados Transitados / Ativo Total;
- Fundo de Maneio / Ativo Total;
- Capital Próprio / (Capital Próprio + Passivo Não Corrente);

O modelo Zeta classificou corretamente, um ano antes da insolvência, 96.2% das empresas insolventes e 89.7% das empresas ativas. Para cinco anos antes da insolvência, a exatidão na previsão foi de 69.8% para as empresas insolventes e de 82.1% para as empresas ativas.

Face às restrições metodológicas da análise discriminante (a obrigatoriedade de igualdade das matrizes de variância dos dois grupos), Altman, Haldeman e Narayanan (1977), testaram também a eficácia da função discriminante quadrática e concluíram que esta não apresentava melhorias nos resultados obtidos quando comparada com a função discriminante linear.

Gordon L. V. Springate, em 1978, através da análise discriminante, desenvolveu um modelo de previsão de insolvência numa amostra de 50 empresas e o uso de 19 índices financeiros que melhor distinguiram as empresas solventes das candidatas à insolvência. Desses 19 rácios selecionou quatro e formou a seguinte função:

$$Z = 1,03A + 3,07B + 0,66C + 0,40D$$

Em que:

- A = Ativo Corrente / Ativo Total
- B = Resultado Antes de Juros e Impostos / Ativo Total
- C = Resultado Antes de Impostos / Resultado Corrente
- D = Vendas / Ativo Total

Se Z for inferior a 0.862 a empresa pode considerar-se insolvente, caso contrário, considera-se solvente. A percentagem de acertos foi de 92.5%.

Altman, Baidya e Dias (1979) utilizaram a análise discriminante para classificar grupos de empresas com potenciais problemas financeiros e empresas sem problemas financeiros. Os autores, construíram o modelo partindo do modelo desenvolvido por Altman em 1968. Utilizaram um conjunto de 58 empresas, sendo que 23 apresentavam potenciais problemas financeiros. Ao modelo desenvolvido correspondeu à seguinte equação:

$$Z_1 = -1,44X_1 + 4,03X_2 + 2,25X_3 + 0,14X_4 + 0,42 X_5$$

Onde:

- $X_1 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Passivo Corrente}) / \text{Ativo Total}$
- $X_2 = (\text{Capital Próprio} - \text{Capital Social}) / \text{Ativo Total}$
- $X_3 = \text{Resultado Antes de Juros e Impostos} / \text{Ativo Total}$
- $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Passivo Total}$
- $X_5 = \text{Vendas} / \text{Ativo Total}$

O ponto crítico de separação dos grupos é zero. Assim:

- Para  $Z_1 > 0$ , as empresas são classificadas no grupo cujos perfis indicam a perspectiva de continuar em operação.
- Para  $Z_1 < 0$ , as empresas são classificadas como insolventes.

Este modelo classificou corretamente 88% das empresas, quando aplicado com a antecedência de um ano à data de constatação do problema.

Conan & Holder, em 1979, desenvolveram um modelo para empresas industriais, cuja função discriminante derivou de observações sistemáticas apoiadas em 50 rácios, representativos de 8 áreas:

- Estrutura dos Ativos;
- Dependência Financeira;
- Fundo de Maneio;
- Tesouraria;
- Necessidades de Fundo de Maneio;
- Exploração/Atividade;
- Exploração/Rendibilidade;
- Rendibilidade Financeira.

Os autores compararam 95 empresas financeiramente equilibradas com 95 empresas insolventes. A função discriminante obtida foi:

$$Z = - 0,16 R_1 - 0,22 R_2 + 0,87 R_3 + 0,10 R_4 - 0,25 R_5$$

Em que:

- $R_1 = \text{Meios Financeiros Líquidos} / \text{Ativo Total}$
- $R_2 = \text{Capitais Permanentes} / \text{Passivo}$
- $R_3 = \text{Gastos Financeiros} / \text{Produção}$
- $R_4 = \text{Gastos com Pessoal} / \text{Valor Acrescentado Bruto}$
- $R_5 = \text{Excedente Bruto de Exploração} / \text{Passivo Total}$

A probabilidade de insolvência determinada por este modelo está escalonada por dez níveis diferentes, conforme descrito no Quadro 17.

**Quadro 17 – Probabilidade de insolvência de Conan e Holder.**

<b>Valor do <i>score</i></b>	<b>Probabilidade de insolvência</b>
+ 0,210	100%
+ 0,048	90%
+ 0,020	80%
- 0,026	70%
- 0,068	50%
- 0,087	40%
- 0,107	30%
- 0,131	20%
- 0,164	10%
<- 0,164	<10%

*Fonte: Santos (2000)*

Em 1987, Jean Legault desenvolveu o modelo de previsão de insolvência CA-Score para empresas industriais, usando o processo iterativo de análise discriminante. O autor analisou 30 índices financeiros de uma amostra total de 173 empresas industriais, com vendas anuais entre 1 e 20 milhões de dólares canadianos. A função discriminante obtida foi:

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

Em que:

- $X_1 = \text{Capital Próprio} / \text{Ativo Total}$
- $X_2 = (\text{Resultado Líquido} + \text{Impostos} + \text{Resultados Extraordinários} + \text{Resultados Financeiros}) / \text{Ativo Total}$
- $X_3 = \text{Vendas} / \text{Ativo Total}$ .

Quando:

- CA-Score < -0.3, a empresa é considerada insolvente;
- CA-Score > -0.3, a empresa tem perspectiva de continuar em atividade.

A percentagem de acertos obtida foi de 83%.

Ricardo Pascale (1988) desenvolveu um modelo de previsão de insolvência em empresas industriais uruguaias e utilizou a análise discriminante. A função obtida foi:

$$Z = -3,70992 + 0,99418 X_1 + 6,55340 X_2 + 5,51253 X_3$$

Onde:

- $X_1 = \text{Vendas} / \text{Passivo Total}$
- $X_2 = \text{Resultado Líquido} / \text{Ativo Total}$
- $X_3 = \text{Passivo Não Corrente} / \text{Passivo Total}$

Assim temos:

- $Z < -1.05$ , a empresa está com risco de insolvência;
- $-1.05 < Z < 0.4$  é a zona cinzenta;
- $Z > 0.4$ , o risco de insolvência é baixo.

A percentagem de acertos obtida com o modelo foi de 92% para um ano antes da falência e de 82% para dois ou três anos antes da insolvência.

Lizarraga (1998), partiu de uma amostra de 60 pequenas e médias empresas industriais ativas e insolventes, emparelhadas por tipo de indústria e dimensão de ativos, no período entre 1993 e 1994. O objetivo do modelo visava prever a falência empresarial três anos antes da sua ocorrência. As variáveis que apresentaram maior capacidade discriminativa foram:

- Resultado Líquido / Ativo Total;
- Clientes / Vendas;
- Fluxo de Caixa Operacional / Ativo Total.

Este modelo conseguiu classificar corretamente 92%, 85% e 78% um, dois e três anos antes da insolvência, respetivamente. Lizarraga (1998) concluiu também que é desnecessária a utilização de um número excessivo de variáveis para maximizar que a capacidade de previsão dos modelos.

Martinho [1998 a)], através de uma análise discriminante, teve como objetivo estudar a capacidade de previsão da insolvência dos modelos baseados em fluxos de caixa, cinco anos antes de ocorrer a insolvência. A partir de uma amostra composta por 19 empresas insolventes e 19 empresas ativas concluiu que as variáveis com maior capacidade discriminativa foram:

- $(\text{Aumento do Investimento} + \text{Despesas de Capital}) / \text{Fluxos de Caixa de Exploração}$ ;
- $\text{Meios Financeiros Líquidos} / \text{Passivo Corrente}$ .

Este modelo classificou corretamente 65% do total da amostra. O autor justifica os baixos resultados em virtude da amostra conter empresas de vários setores, implicando isso diferentes estruturas competitivas, meios de produção e ciclos de produção.

Morgado (1998), teve como objetivo, através da análise discriminante, prever a insolvência no âmbito das características específicas das empresas portuguesas. Da amostra, constituída apenas por sociedades anónimas, fizeram parte 27 empresas que entraram em processo de recuperação e falência no período de 1993 e 1994. Aquelas empresas foram emparelhadas com 27 empresas ativas, que não recorreram, até 1996, ao Decreto-Lei nº 132/93, de 23 de Abril. O autor derivou as funções discriminantes a partir dos rácios contabilísticos brutos ( $Z_1$ ) e a partir dos rácios contabilísticos logaritmizados ( $Z_2$ ), de forma a tornar as distribuições estatísticas aproximadamente normais.

As variáveis com maior capacidade discriminativa foram:

- $\text{Ativo Corrente} / \text{Passivo Corrente}$ ;
- $(\text{Ativo Corrente} - \text{Inventários} - \text{Passivo Corrente}) / (\text{Gastos Operacionais} / 365)$ .

O modelo classificou corretamente 93.3% e 95.6% do total das observações, um ano antes da insolvência jurídica, considerando as funções  $Z_1$  e  $Z_2$  respetivamente.

Sanvicente & Minardi (1998), elaboraram um estudo, através da análise discriminante, desenvolvido a partir do modelo de Altman, Baidya e Dias (1979) com base nas demonstrações financeiras dos últimos três anos antes da insolvência. Uma vez que os resultados obtidos no trabalho original apontaram a análise discriminante como a técnica mais precisa na previsão de insolvência, neste estudo os investigadores optaram pela sua utilização.

A função obtida foi:

$$Z = -0,042 + 2,909X_1 - 0,875X_2 + 3,636 X_3 + 0,172 X_4 + 0,029 X_5$$

Em que:

- $X_1 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Passivo Total}) / \text{Ativo Total}$
- $X_2 = (\text{Capital Próprio} - \text{Capital Social}) / \text{Ativo Total}$
- $X_3 = (\text{Resultado Operacional} + \text{Resultado Financeiro}) / \text{Ativo Total}$
- $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Passivo Total}$
- $X_5 = \text{Resultado Antes de Juros e Impostos} / \text{Gastos e perdas de$

Financiamento

O ponto de separação é zero. Deste modo temos:

- $Z < 0$ , a empresa é considerada insolvente;
- $Z > 0$ , a empresa é considerada solvente.

A percentagem de acertos obtida com o modelo foi de 92%.

Rodrigues (1998), utilizou as metodologias da análise discriminante e regressão logística para efetuar um diagnóstico precoce de insolvência nas Pequenas e Médias Empresas da indústria portuguesa e apoiou o seu estudo na definição de empresa em situação de crise como a “situação de uma empresa que já não consegue fazer face às suas obrigações financeiras”. A amostra foi composta por 24 empresas insolventes do setor do calçado, emparelhadas com 24 empresas consideradas “normais” e o período de análise foi de 1990 a 1992. Concluiu que as variáveis com maior capacidade discriminativa foram:

- Resultados Acumulados / Ativo Total;
- Juros Suportados / Total de Proveitos.

Os modelos baseados na análise discriminante e na análise logística classificaram corretamente 89.6% e 91.7%, respetivamente.

O autor procurou generalizar a capacidade discriminativa dos modelos com uma amostra mais global contendo também empresas do setor do vestuário, tendo concluído que os resultados obtidos foram inferiores. Esta conclusão coloca em evidência a questão da sensibilidade setorial dos modelos.

É importante notar que os modelos, quando aplicados fora do período a partir do qual foram desenvolvidos, não apresentam um bom desempenho, errando a classificação em 20% ou mais, de empresas que sobrevivem, considerando-as em estado de insolvência (Morris, 1997).

Santos (2000) desenvolveu um modelo baseado numa amostra de 42 empresas do setor têxtil português, analisando o período entre 1994 e 1997. Seguindo a metodologia da análise discriminante obteve a seguinte função:

$$IG = -0,443R_6 + 0,8R_{12} + 0,629R_{33} + 0,458R_{46}$$

Em que:

- $R_6 = \text{Ativo Corrente} / \text{Ativo Total}$
- $R_{16} = \text{Capital Próprio} / \text{Vendas Líquidas}$
- $R_{33} = \text{Fluxo Caixa} / \text{Passivo Corrente}$
- $R_{46} = \text{Passivo Total} / \text{Fundo de Maneio}$

A função obtida deve ter a seguinte interpretação:

- Para  $IG < -0,19$ , a empresa encontra-se na zona de risco de insolvência;
- Para  $-0,19 < IG < 0,68$ , a empresa encontra-se na zona de incerteza;
- Para  $IG > 0,68$ , a empresa encontra-se na zona sem risco de insolvência.

O investigador obteve com este modelo uma percentagem de casos corretamente classificados de 92.9%.

Leal (2004) teve por objetivo desenvolver, através da análise discriminante e a regressão logística com base num conjunto de rácios previamente selecionados, um instrumento de apoio à previsão de insolvência no sector têxtil português.

Guimarães (2006), estudou 116 empresas cotadas de 17 setores diferentes e com informação económico-financeira disponível no Instituto Brasileiro do Mercado de Capitais entre 1994 e 2003. Destas selecionou uma primeira amostra de 35 empresas

insolventes e 35 empresas solventes, deixando as restantes 46 para validação do modelo. A função obtida foi:

$$Z = 0,526 + 1,679 X_1 - 1,831 X_2 + 0,012 X_3 + 2,082 X_4$$

Em que:

- $X_1 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Passivo Corrente}) / \text{Ativo Total}$
- $X_2 = (\text{Passivo Corrente} + \text{Passivo Não Corrente}) / \text{Passivo Total}$
- $X_3 = \text{Capital Próprio} - \text{Ativo Fixo}$
- $X_4 = \text{EBIT} / \text{Passivo Total}$

O investigador obteve com este modelo uma percentagem de casos corretamente classificados de 88.6%.

### 3.2.2 – A regressão linear dicotômica

---

A regressão linear dicotômica permite estimar o efeito simultâneo de várias variáveis independentes sobre uma variável dependente, sendo esta nominal de escolha binária.

Meyer e Pifer (1970) foram os pioneiros na aplicação da regressão linear dicotômica na previsão de insolvência. Numa amostra emparelhada de 30 bancos em atividade/insolventes, de 1948 a 1965, o modelo desenvolvido por Meyer e Pifer (1970) teve como objetivo avaliar o risco de insolvência entre os bancos dos EUA, 6 anos antes de esta ocorrer. Este modelo conseguiu uma classificação correta de 80% dos bancos insolventes na previsão a dois anos.

A estimação do modelo de Edminster (1972), foi efetuada através da regressão linear dicotômica e teve como objetivo prever, através de uma amostra de 562 PME com empréstimos aprovados e 562 PME com empréstimos reprovados, de 1954 a 1969, o sucesso na obtenção de empréstimos bancários junto da Instituição de Crédito *Small Business Administration* nos EUA, três anos antes da data de aprovação do empréstimo. Para isso utilizou 19 indicadores financeiros dos quais se destacaram os seguintes, com maior capacidade discriminativa:

- Fluxo de Caixa / Passivo Corrente;
- Capital Próprio / Vendas;
- Ativo Corrente / Vendas;
- Passivo Corrente / Capital Próprio;
- Inventários / Vendas;
- Liquidez Reduzida / Liquidez Reduzida média dos três anos em análise;
- Liquidez Reduzida / Liquidez Reduzida média do setor.

O modelo Edminster (1972) conseguiu classificar corretamente 90% dos empréstimos.

### 3.2.3 – A regressão logística

---

A regressão logística é um caso particular de regressão onde a variável dependente é medida sob a forma de um logaritmo, possibilitando assim a sua interpretação como uma probabilidade de um determinado evento ocorrer.

Ohlson (1980) é considerado o primeiro método para a previsão de insolvência baseado nos modelos de probabilidade condicional. Ohlson (1980) teve como objetivo a previsão da insolvência três anos antes da sua ocorrência. Para isso o autor selecionou aleatoriamente, de 1970 a 1976, 105 empresas insolventes e 2058 empresas ativas. As variáveis com maior capacidade discriminativa foram:

- $\text{Log (Ativo Total / Índice de Preços)}$ ;
- $\text{Passivo Total / Ativo Total}$ ;
- $\text{Ativo Corrente / Ativo Total}$ ;
- $\text{Passivo Corrente / Ativo Corrente}$ ;
- $\text{Resultado Líquido / Ativo Total}$ ;
- $\text{Fluxo de Caixa / Passivo Total}$ .

Com este modelo, Ohlson (1980) obteve uma classificação correta de 96% para dois anos e de 93% para três anos antes de ocorrer a insolvência.

Zavgren (1985) desenvolveu um modelo em que utilizou a regressão logística para prever a insolvência, cinco anos antes de esta ocorrer, de 1972 a 1978, em 45 empresas da indústria transformadora ativas/ não ativas, emparelhadas e selecionadas aleatoriamente. A seleção das variáveis independentes foram selecionadas com base no trabalho de Pinches *et al* (1975) e concluiu que as que tinham maior capacidade discriminativa eram:

- $\text{Inventários / Vendas}$ ;
- $\text{Clientes / Inventários}$ ;
- $\text{Meios Financeiros Líquidos / Ativo Total}$ ;

- Ativo Corrente / Passivo Corrente;
- Total de Proveitos / Capital Próprio;
- Passivo Total / Capital Próprio;
- Vendas / Ativo Fixo Tangível Líquido.

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

Gentry *et al* (1985) tiveram como objetivo verificar se um modelo estimado através da regressão logística, com variáveis explicativas compostas por rácios baseados em fluxos de caixa operacionais, tinha capacidade de previsão, três anos antes de a insolvência ocorrer. Gentry *et al* (1985), no período de 1970 a 1981, utilizaram uma amostra de 33 empresas industriais ativas e insolventes, emparelhadas por indústria, dimensão de ativos e volume de vendas. Este modelo classificou corretamente 83% um ano antes da insolvência e 77% (quando foi utilizada a média de cada variável) três anos antes de a insolvência ocorrer.

Barros (2008), através das análises *Logit*, *Probit* e *Gompit*, desenvolveu um modelo de previsão de insolvência das PME portuguesas com base nas demonstrações financeiras de 2004 (ano anterior à data de insolvência) das empresas declaradas insolventes em 2005 e com base nos rácios utilizados por Altman (1968). A "taxa de erro global aparente" obtida para o ano anterior à data de insolvência foi, no modelo selecionado pelo autor, Gompit, de 5.4%. O autor concluiu ainda que os rácios económico-financeiros com maior capacidade de previsão da insolvência das PME portuguesas são os que analisam a rentabilidade da empresa, a capacidade de fazer face aos compromissos financeiros, o aproveitamento dos recursos e a capacidade de escoar o produto.

### **3.3 – Modelos interativos**

Nos pontos anteriores foram apresentados modelos estatísticos, porém podem ser utilizadas outras técnicas da previsão da insolvência, nomeadamente, as árvores de decisão e as redes neurais.

### 3.3.1 – Árvores de decisão

---

Quinlan (1983) foi um dos mais importantes teóricos no desenvolvimento das árvores de decisão. Este autor foi o responsável por criar a tecnologia que levou à sua criação através do algoritmo ID3 (*Iterative Dichotomizer* – Dicotomizador Iterativo). Este sistema constrói uma árvore de decisão que representa a relação existente entre a conclusão (ou a decisão) e os seus atributos isto é, produz-se um processo de generalização de forma a que a árvore de decisão gerada classifique corretamente os exemplos dados. O objetivo da indução de regras é encontrar dependências entre os valores, através da análise de probabilidades condicionais. As árvores de decisão representam um conjunto de regras, que seguem uma hierarquia expressa numa lógica simples e condicionada.

### 3.3.2 – Redes neuronais artificiais

---

Os princípios que ainda hoje vigoram sobre as redes neuronais artificiais foram apresentados pela primeira vez por Warren McCulloch e Walter Pitts em 1943, e demonstraram que as redes neuronais artificiais podem calcular qualquer função aritmética ou lógica (citado por Hagan *et al.*, 1996).

Coats & Fant (1993), desenvolveram um modelo, através do método das redes neurais<sup>3</sup>, com o objetivo de prever as dificuldades financeiras das empresas. Utilizaram uma amostra composta por 94 empresas que incluíram nos relatórios dos auditores externos reservas quanto à sua continuidade e 188 empresas ativas. O período de análise foi de 1971 a 1990 e as variáveis explicativas utilizadas foram as do modelo de Altman (1968). Este modelo classificou corretamente 80% das empresas que três anos depois apresentaram, nos seus relatórios dos auditores externos, reservas quanto à continuidade da empresa.

Altman *et al.* (1994) aplicaram o método das redes neuronais artificiais à previsão de insolvência e compararam os resultados obtidos com a análise discriminante. No estudo em causa concluíram que embora existam algumas vantagens da aplicação deste tipo de método (como a elevada precisão na correta classificação das empresas e a flexibilidade deste tipo de modelos em trabalhar com variáveis menos precisas), as desvantagens são elevadas e decorrem essencialmente da aplicação das redes neuronais à prática.

Back *et al.* (1996), através do modelo interativo das redes neuronais baseado no regime de fluxos de caixas (através de rácios e valores absolutos) e um outro baseado no regime do acréscimo (através de rácios e valores absolutos), tiveram por objetivo comparar estes dois tipos de modelos e assim verificar se existiam diferenças de classificação de empresas. A amostra foi constituída por 38 empresas industriais ativas e insolventes emparelhadas por indústria, dimensão de ativos e ano fiscal. Os modelos baseados no regime do acréscimo superaram, em termos de capacidade de previsão, os modelos baseados no regime de fluxos de caixa.

---

<sup>3</sup> A metodologia das redes neurais, que pode ser definida como “um sistema computacional composto por um conjunto definido de elementos altamente interligados que processam informação através de estratos dinâmicos de resposta aos *inputs* externos” Coats e Fant (1993).

### 3.4 – Utilidade dos modelos de previsão de insolvência

Os dirigentes das empresas são os primeiros a detetar uma potencial situação de risco e, ao serem parte integrante do sistema, podem adotar comportamentos tendentes a ocultar tal situação. Por isso, e para que os diversos utilizadores tenham a possibilidade de obter informação adicional que ajude na tomada de decisões, tornam-se particularmente úteis sistemas de alerta que permitam aos mesmos tentar prever a insolvência.

Os modelos de previsão de insolvência empresarial que utilizam a informação contabilística publicada pelas empresas têm a vocação de ser instrumentos ao serviço de tais sistemas de alerta. Para que estes sistemas sejam úteis às diversas entidades interessadas devem ser fiáveis, práticos e acessíveis, por forma a que desenvolvam estratégias de recuperação e evitar ou reduzir perdas resultantes de uma eventual insolvência para sócios (acionistas), credores, empregados e outras partes interessadas.

Na maioria dos estudos e independentemente da técnica utilizada a percentagem de precisão dos modelos é elevada. Os métodos que utilizam técnicas estatísticas são mais simples de aplicar que as técnicas de *data mining* uma vez estas ainda estão pouco divulgadas, sendo reduzido o número de pessoas que estão familiarizadas e que possuem os conhecimentos e as ferramentas necessárias à sua aplicação.

## Capítulo IV – Método da Investigação

Seguindo o parecer de Altman *et al.* (1994)<sup>4</sup>, esta investigação irá estimar o comportamento das Pequenas e Médias Empresas incluídas no setor alimentar – Abate de animais, preparação e conservação de carne e de produtos à base de carne (CAE 101 V.3), com dados de 2007 a 2010, nos quais se irá observar um conjunto de empresas cuja insolvência tenha sido declarada ou requerida, em contraposição com a observação do comportamento, em condições similares, de empresas financeiramente consideradas saudáveis, selecionadas entre as PME's portuguesas do setor em análise.

O objetivo desta investigação é a previsão de insolvência no subsector com a CAE 101 (Rev. 3) do setor alimentar com base nas demonstrações financeiras do ano anterior à insolvência. A amostra será constituída por 62 empresas daquele subsector, 31 empresas ativas com um rácio de autonomia financeira igual ou superior a 45%<sup>5</sup>, a mesma forma jurídica, um volume de negócios e número de empregados semelhantes, e 31 empresas inativas com insolvência requerida ou declarada no período de 2007 a 2010 e tenham apresentado contas no ano anterior à insolvência. Os rácios económico-financeiros selecionados para este estudo foram citados pelos investigadores descritos na revisão bibliográfica, utilizados nas suas investigações e aplicáveis às empresas que compõem a amostra da presente investigação.

A estimação do modelo será feita a partir da análise discriminante (método *stepwise*) para um ano antes da insolvência (n-1).

Será efetuada a validação da capacidade discriminante do modelo entre dois grupos (solventes e insolventes) e entre três classes de risco (zona sem risco de insolvência, zona de incerteza e zona com risco de insolvência), nas empresas que constituem a amostra, para os anos (n-1) e (n-2) e avaliada a capacidade de previsão do

---

<sup>4</sup> “A homogeneidade da amostra é essencial em termos de comparabilidade e a utilização de grupos homogêneos de empresas insolventes de uma indústria, em particular. Este procedimento tem por objetivo eliminar enviesamentos estatísticos provocados pela especificidade das estruturas económico-financeiras das empresas de cada indústria” (Altman *et al.*, 1994).

<sup>5</sup> Este indicador é dos mais citados na literatura financeira por proporcionar uma margem de segurança aos credores e financiadores da empresa (Farinha J., 1994).

modelo, com três classes de risco, nas empresas que não constituem a amostra (todas elas solventes) para o ano de 2010.

Serão analisados os resultados obtidos tendo em conta os erros de classificação e os custos associados.

## 4.1 – Os pressupostos e objetivos da análise discriminante

O principal objetivo da análise discriminante é identificar as características (indicadores económico-financeiros) que distinguem os membros de um grupo (empresas insolventes) dos de outro grupo (empresas solventes), de modo que, conhecidas as características de um novo indivíduo (nova empresa), se possa prever a que grupo pertence. O modelo discriminante seleciona, de acordo com a regra de Bayes, os coeficientes apropriados que maximizam a distância que separa os valores médios das características de cada grupo (Hand, 1981). No entanto, este facto só é verdadeiro quando se verificam os seguintes pressupostos:

- Os grupos são retirados de populações que seguem uma distribuição normal multivariada para as  $x$  variáveis discriminantes;
- Dentro dos grupos a variabilidade deverá ser idêntica, isto é, as matrizes de variância e covariância serem iguais para ambos os grupos;

Conforme foi demonstrado por Karels & Prakash (1987) estes pressupostos são frequentemente violados nos estudos empíricos que se debruçam sobre a previsão da falência empresarial. A este nível Back *et al.* (1996) refere que os “estudos empíricos provaram que os problemas relacionados com os pressupostos da normalidade não enfraquecem a capacidade de classificação, mas a sua capacidade de previsão.”.

Em suma, as fases de uma análise discriminante são as seguintes:

- Calcula-se o valor da pontuação (*score*) discriminante de todos os indivíduos de um grupo (por exemplo, empresas insolventes) e calcula-se a média desse grupo;
- Calculam-se as pontuações discriminantes para o outro grupo (por exemplo, empresas solventes) e calcula-se também a sua média.
- Atribui-se um indivíduo ao grupo cujo centro esteja mais próximo;
- Estima-se a capacidade explicativa do modelo, calculando a percentagem de classificações corretas.

Para isso é necessário que se cumpram as seguintes hipóteses:

- As variáveis discriminantes têm que ter uma distribuição normal multivariada;
- Dentro de cada grupo a variabilidade deverá ser similar, isto é, as matrizes de variância e covariância de cada grupo têm de ser aproximadamente iguais;
- Nenhuma variável discriminante poderá ser combinação linear das outras;
- O número de elementos em cada grupo tem que ser dois ou mais;
- É necessário que haja pelo menos dois grupos;
- Pode-se utilizar qualquer número de variáveis discriminantes, desde que o seu número seja inferior ao número total de casos menos dois.

## 4.2 – Justificação do método a ser utilizado no estudo

Pereira *et al* (2010), formaram um *ranking* de métodos para utilização em modelos de insolvência e constataram que as análises discriminante e *logit* foram as técnicas mais utilizadas. Nesse *ranking*, onde o principal aspeto considerado foi a melhor percentagem de acertos, surgiu em primeiro lugar, a análise *logit* com 96.8% e em terceiro a análise discriminante com 89.9%. No entanto os investigadores, na sua conclusão, citam que num trabalho semelhante, elaborado por Aziz e Dar (2006), a análise discriminante, obteve o primeiro lugar seguido da análise *logit*.

Em Portugal existem alguns estudos sobre previsão de falência empresarial:

- Martinho [1998 a) b)] – Previsão de Falência Empresarial;
- Morgado (1998) – A contribuição da análise discriminante na previsão do risco de insolvência financeira;
- Santos (2000) – Falência empresarial modelos discriminante e logístico de previsão aplicados às PME do sector têxtil e do vestuário;
- Leal (2004) – Análise de rácios: Um instrumento de apoio à previsão de insolvência empresarial. O caso do sector têxtil português;
- Gamelas (2005) – Insolvências de empresas em Portugal;
- Barros (2008) – Modelos de Previsão da Falência de Empresas: Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas.

Embora existam variadas técnicas de análise estatística, a análise discriminante está presente em quatro destes estudos.

A capacidade discriminativa da análise discriminante, que permite definir claramente uma fronteira entre os grupos de empresas insolventes e empresas em atividade foi a razão da escolha desta técnica para a presente investigação.

### 4.3 – Vantagens e limitações da técnica selecionada: a análise discriminante

Podemos apresentar como vantagens, as seguintes:

- A capacidade discriminativa da técnica estatística, que permite definir claramente uma fronteira entre grupos distintos, neste caso, empresas insolventes e empresas em atividade;
- A simplicidade da sua aplicação após o desenvolvimento do modelo;
- A capacidade para incorporar múltiplos rácios financeiros simultaneamente, bem como a sua capacidade de combinar variáveis independentes.

Esta técnica obriga a que as variáveis independentes sejam distribuídas dentro de cada grupo de acordo com a distribuição normal multivariada com diferentes médias e matrizes de dispersão iguais.

Daí que, as principais limitações verificadas sejam as seguintes:

- Os desvios à distribuição normal são frequentes nos estudos relacionados com a área económica e financeira (Eisenbeis, 1977);
- A dispersão da matriz de covariâncias. A utilização de funções lineares que as matrizes de dispersão (variância-covariância) têm de ser iguais para todos os grupos.<sup>6</sup>
- A dificuldade na determinação da significância individual das variáveis, uma vez que não existe um teste para detetar o impacto absoluto de uma determinada variável.<sup>7</sup>

---

<sup>6</sup> Se tal igualdade não se verificar, então, é preferível utilizar funções quadráticas (Eisenbeis, 1977). No entanto, caso o tamanho da amostra seja pequeno e o número de variáveis explicativas seja grande em comparação com o tamanho da amostra o comportamento da análise quadrática para matrizes distintas declina.

<sup>7</sup> De acordo com Eisenbeis (1977) foram propostos alguns métodos na tentativa de determinar a importância relativa das variáveis, tais como o teste F de Snedecor à escala univariada e o ajuste dos coeficientes da função discriminante ao multiplicá-los pela diagonal da matriz de covariâncias correspondente. O autor acrescentou que estes métodos também apresentam limitações;

#### 4.4 – A seleção e composição da amostra

A amostra foi retirada de um universo 477 empresas nacionais pertencentes ao CAE 10110, 10120 e 10130.

Recorrendo à base de dados da Coface foi possível obter, 31 empresas que haviam requerido ou declarado insolvência num dos anos em análise (de 2007 a 2010) e tinham apresentado contas no ano anterior ao ano da insolvência e 446 empresas ativas no setor. Importa referir que, 13 das 31 empresas insolventes, não apresentam informação sobre a data em que a insolvência foi requerida ou declarada, pelo que se considerou a data de insolvência, o ano imediatamente a seguir ao último ano em que apresentaram contas.

Posteriormente, criou-se duas subamostras com 31 empresas cada para aplicação da análise discriminante e as restantes 415 empresas ativas serviram para posterior aplicação do modelo. Os critérios utilizados para selecionar as empresas ativas foram os seguintes:

- Um rácio de autonomia financeira igual ou superior a 45%, visto este indicador ser dos mais citados na literatura financeira por proporcionar uma margem de segurança aos credores e financiadores da empresa (Farinha J., 1994);
- A mesma forma jurídica;
- Um volume de negócios e número de empregados semelhantes.

#### 4.5 – A seleção das variáveis

Em determinados estudos, a seleção das variáveis independentes tem sido efetuada com a ajuda de técnicas econométricas, noutros a seleção foi fundamentada no desempenho apresentado pelas variáveis em estudos anteriores. Alguns investigadores referem mesmo que as variáveis podem ainda mudar de acordo com a disponibilidade dos dados. Sobre a variável dependente o principal problema coloca-se na definição adotada, que nem sempre é coincidente. Pode-se assim concluir que existe um elevado grau de heterogeneidade nos estudos apresentados, diferentes tipos de amostra e técnicas utilizadas, bem como pelo número e tipo de variáveis escolhidas. Isto acontece também por não existir uma teoria geral da falência empresarial, o que permite a cada autor escolhê-los de acordo com a sua opinião e em função da disponibilidade de informação.

A falta de uma teoria sobre a falência empresarial faz com que “a exatidão da previsão dependa da melhor forma de seleção das variáveis explanatórias incluídas no modelo e do método estatístico usado”, (Back *et al.*, 1996).

Segundo Santos (2000) a utilização de rácios económico-financeiros na previsão da falência empresarial é baseada no pressuposto de que o processo de insolvência é caracterizado por uma sistemática deterioração dos valores desses rácios. Daí que a maioria dos modelos de previsão de insolvência utilizem, como variáveis explicativas, dados contabilísticos expressos sob a forma de rácios económico-financeiros.

Os rácios económico-financeiros selecionados para este estudo foram citados pelos investigadores descritos na revisão bibliográfica, utilizados nas suas investigações e aplicáveis às empresas que compõem a amostra da presente investigação.

## Quadro 18 – As variáveis selecionadas.

Rátios/Autores	BBR (1930)	Fitz Patrick (1932)	Smith e Winakor (1935)	Merwin (1942)	Jackendoff (1962)	Beaver (1966)	Altman (1968)	Deakin (1972)	Edmister (1972)	Kanitz (1974)	Elisabetsky (1976)	Matias (1976)	Altman <i>et al</i> (1977)	Gordon e Springate (1978)	Altman, Baidya e Dias (1979)	Conan e Holder (1979)	Ohlson (1980)	Zavgren (1985)	Jean Legault (1987)	Ricardo Pascale (1988)	Coats e Fant (1993)	Back <i>et al</i> (1996)	Lizarraga (1997B)	Martinho (1998)	Morgado (1998)	Sanvicente e Minardi (1998)	Santos (2000)	Guimarães (2006)	Barros(2008)	
R1								X		X								X												
R2																									X					
R3							X								X						X							X	X	
R4			X									X		X			X											X		
R5									X																					
R6	X		X	X	X					X		X							X						X					
R7																														
R8	X		X																X											
R9	X											X								X										
R10	X		X				X								X						X					X				X
R11									X																			X		
R12																X														
R13																								X						
R14																														
R15									X										X											
R16											X																			
R17																														
R18																														
R19																														
R20	X		X	X	X								X																	
R21																														
R22										X									X											
R23											X																			
R24																	X													
R25																														
R26																					X									
R27																	X						X							
R28																														
R29							X						X	X	X						X									X
R30							X									X				X	X		X							X
R31		X				X				X																				
R32						X																								
R33						X					X																			
R34													X																	
R35	X						X							X	X					X		X								X
R36																					X									

Fonte: Elaboração própria.

Da seleção efetuada conforme descrito resultaram os rcios, que se apresentam a seguir:

$$R_1 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Inventrios}) / \text{Passivo Corrente};$$

$$R_2 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Passivo Total}) / \text{Ativo Total};$$

$$R_3 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Passivo Corrente}) / \text{Ativo Total};$$

$$R_4 = \text{Ativo Corrente} / \text{Ativo Total};$$

$$R_5 = \text{Ativo Corrente} / \text{Vendas};$$

$$R_6 = \text{Ativo Corrente} / \text{Passivo Corrente};$$

$$R_7 = \text{Ativo No Corrente} / \text{Ativo Total};$$

$$R_8 = \text{Caixa} / \text{Ativo Total};$$

$$R_9 = \text{Capital Prprio} / \text{Ativo Total};$$

$$R_{10} = \text{Capital Prprio} / \text{Passivo Total};$$

$$R_{11} = \text{Capital Prprio} / \text{Vendas};$$

$$R_{12} = \text{Meios Financeiros Lquidos} / \text{Ativo Total};$$

$$R_{13} = \text{Meios Financeiros Lquidos} / \text{Passivo Corrente};$$

$$R_{14} = \text{Clientes} / \text{Inventrios};$$

$$R_{15} = \text{Inventrios} / \text{Vendas};$$

$$R_{16} = \text{Inventrios} / \text{Ativo Total};$$

$$R_{17} = \text{Financiamentos} / \text{Ativo Corrente};$$

$$R_{18} = \text{Fornecedores} / \text{Ativo Total};$$

$$R_{19} = \text{Fundo de Maneio} / \text{Vendas};$$

$$R_{20} = \text{Fundo de Maneio} / \text{Ativo Total};$$

$R_{21} = \text{Investimentos Financeiros} / \text{Passivo Corrente};$

$R_{22} = \text{Passivo Total} / \text{Capital Próprio};$

$R_{23} = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Total};$

$R_{24} = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Corrente};$

$R_{25} = \text{Passivo Corrente} / \text{Capital Próprio};$

$R_{26} = \text{Passivo Não Corrente} / \text{Passivo Total};$

$R_{27} = \text{Passivo Total} / \text{Ativo Total};$

$R_{28} = \text{Passivo Total} / \text{Fundo Maneio};$

$R_{29} = \text{Resultado Antes de Juros e Impostos} / \text{Ativo Total};$

$R_{30} = \text{Resultado Líquido} / \text{Ativo Total};$

$R_{31} = \text{Resultado Líquido} / \text{Capital Próprio};$

$R_{32} = \text{Resultado Líquido} / \text{Passivo Total};$

$R_{33} = \text{Resultado Líquido} / \text{Vendas};$

$R_{34} = \text{Resultados Transitados} / \text{Ativo Total};$

$R_{35} = \text{Vendas} / \text{Ativo Total};$

$R_{36} = \text{Vendas} / \text{Passivo Total};$



## Capítulo V – Análise e Resultados

A técnica da análise discriminante consiste em encontrar combinações lineares das variáveis independentes que melhor discriminam indivíduos pertencentes a diferentes grupos. No entanto, este facto só é verdadeiro caso se verifiquem os seguintes pressupostos:

- Normalidade das variáveis independentes;
- Igual dispersão das matrizes variância e covariância;
- Ausência de multicolinearidade entre as variáveis independentes.

A seleção das variáveis discriminantes pode ser feita por recurso à ANOVA univariada com correção do nível de significância de 0.05. No entanto, é atribuído maior rigor ao método *stepwise*, com o qual a seleção das variáveis com maior poder discriminante é feita passo-a-passo. A análise começa sem nenhuma variável e nos passos seguintes as variáveis são adicionadas ou removidas conforme a sua contribuição para a capacidade discriminante da 1.<sup>a</sup> função discriminante. (Marôco, J., 2011)

O ponto de partida para a compreensão da natureza e comportamento de qualquer variável é analisar a sua distribuição univariável, dado que o pressuposto de que as variáveis independentes tenham uma distribuição normal multivariada é fundamental quando se aplica a técnica da análise discriminante.

No entanto, não existe um teste estatístico que permita testar se um conjunto de dados segue ou não uma distribuição normal conjunta (Reis, 2001) e, por isso vamos testar a normalidade de cada variável separadamente. Os testes estatísticos mais comuns são o teste não paramétrico *Kolmogorov-Smirnov* e o teste de *Shapiro-Wilks*. Em ambos os testes é calculado o nível de significância das diferenças entre as distribuições teóricas e as observadas.

**Quadro 19 – Teste de normalidade.**

<b>Teste de normalidade</b>								
<b>Empresas</b>		<b>Kolmogorov-Smirnov</b>			<b>Shapiro-Wilk</b>			<b>Distribuição Normal</b>
		<b>Statistic</b>	<b>df</b>	<b>Sig.</b>	<b>Statistic</b>	<b>df</b>	<b>Sig.</b>	
<b>R<sub>1</sub></b>	<b>0</b>	,107	31	,200	,954	31	,206	SIM
	<b>1</b>	,152	31	,066	,920	31	,023	NÃO
<b>R<sub>2</sub></b>	<b>0</b>	,291	31	,000	,539	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,123	31	,200	,967	31	,431	SIM
<b>R<sub>3</sub></b>	<b>0</b>	,093	31	,200	,973	31	,594	SIM
	<b>1</b>	,134	31	,169	,958	31	,260	SIM
<b>R<sub>4</sub></b>	<b>0</b>	,096	31	,200	,965	31	,400	SIM
	<b>1</b>	,127	31	,200	,961	31	,307	SIM
<b>R<sub>6</sub></b>	<b>0</b>	,176	31	,015	,914	31	,016	NÃO
	<b>1</b>	,216	31	,001	,877	31	,002	NÃO
<b>R<sub>7</sub></b>	<b>0</b>	,096	31	,200	,965	31	,400	SIM
	<b>1</b>	,127	31	,200	,961	31	,307	SIM
<b>R<sub>8</sub></b>	<b>0</b>	,399	31	,000	,340	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,332	31	,000	,501	31	,000	NÃO
<b>R<sub>9</sub></b>	<b>0</b>	,306	31	,000	,413	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,145	31	,097	,916	31	,019	NÃO
<b>R<sub>10</sub></b>	<b>0</b>	,135	31	,158	,966	31	,408	SIM
	<b>1</b>	,222	31	,000	,837	31	,000	NÃO
<b>R<sub>12</sub></b>	<b>0</b>	,371	31	,000	,438	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,197	31	,003	,809	31	,000	NÃO
<b>R<sub>13</sub></b>	<b>0</b>	,370	31	,000	,353	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,179	31	,013	,851	31	,001	NÃO
<b>R<sub>16</sub></b>	<b>0</b>	,280	31	,000	,711	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,300	31	,000	,674	31	,000	NÃO
<b>R<sub>17</sub></b>	<b>0</b>	,221	31	,000	,691	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,201	31	,003	,800	31	,000	NÃO
<b>R<sub>18</sub></b>	<b>0</b>	,099	31	,200	,960	31	,301	SIM
	<b>1</b>	,121	31	,200	,955	31	,217	SIM
<b>R<sub>20</sub></b>	<b>0</b>	,093	31	,200	,973	31	,594	SIM
	<b>1</b>	,120	31	,200	,967	31	,443	SIM
<b>R<sub>21</sub></b>	<b>0</b>	,409	31	,000	,364	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,394	31	,000	,435	31	,000	NÃO
<b>R<sub>23</sub></b>	<b>0</b>	,073	31	,200	,980	31	,811	SIM
	<b>1</b>	,125	31	,200	,955	31	,212	SIM
<b>R<sub>25</sub></b>	<b>0</b>	,231	31	,000	,834	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,133	31	,175	,938	31	,071	SIM

Teste de normalidade (continuação)								
Empresas		Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk			Distribuição Normal
		Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.	
<b>R<sub>26</sub></b>	<b>0</b>	,148	31	,082	,897	31	,006	NÃO
	<b>1</b>	,322	31	,000	,724	31	,000	NÃO
<b>R<sub>27</sub></b>	<b>0</b>	,306	31	,000	,413	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,150	31	,073	,915	31	,018	NÃO
<b>R<sub>28</sub></b>	<b>0</b>	,266	31	,000	,630	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,321	31	,000	,613	31	,000	NÃO
<b>R<sub>29</sub></b>	<b>0</b>	,193	31	,005	,692	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,224	31	,000	,852	31	,001	NÃO
<b>R<sub>30</sub></b>	<b>0</b>	,262	31	,000	,601	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,279	31	,000	,832	31	,000	NÃO
<b>R<sub>31</sub></b>	<b>0</b>	,334	31	,000	,559	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,281	31	,000	,823	31	,000	NÃO
<b>R<sub>32</sub></b>	<b>0</b>	,220	31	,001	,705	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,251	31	,000	,870	31	,001	NÃO
<b>R<sub>34</sub></b>	<b>0</b>	,407	31	,000	,304	31	,000	NÃO
	<b>1</b>	,166	31	,029	,914	31	,016	NÃO
<b>R<sub>35</sub></b>	<b>0</b>	,169	31	,025	,912	31	,015	NÃO
	<b>1</b>	,123	31	,200	,958	31	,254	SIM
<b>R<sub>36</sub></b>	<b>0</b>	,180	31	,012	,873	31	,002	NÃO
	<b>1</b>	,174	31	,017	,856	31	,001	NÃO

$R_1 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Inventários}) / \text{Passivo Corrente};$   
 $R_2 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Passivo Total}) / \text{Ativo Total};$   
 $R_3 = (\text{Ativo Corrente} - \text{Passivo Corrente}) / \text{Ativo Total};$   
 $R_4 = \text{Ativo Corrente} / \text{Ativo Total}; R_5 = \text{Ativo Corrente} / \text{Vendas};$   
 $R_6 = \text{Ativo Corrente} / \text{Passivo Corrente}; R_7 = \text{Ativo Não Corrente} / \text{Ativo Total};$   
 $R_8 = \text{Caixa} / \text{Ativo Total}; R_9 = \text{Capital Próprio} / \text{Ativo Total}; R_{10} = \text{Capital Próprio} / \text{Passivo Total};$   
 $R_{11} = \text{Capital Próprio} / \text{Vendas}; R_{12} = \text{Meios Financeiros Líquidos} / \text{Ativo Total};$   
 $R_{13} = \text{Meios Financeiros Líquidos} / \text{Passivo Corrente}; R_{14} = \text{Clientes} / \text{Inventários};$   
 $R_{15} = \text{Inventários} / \text{Vendas}; R_{16} = \text{Inventários} / \text{Ativo Total}; R_{17} = \text{Financiamentos} / \text{Ativo Corrente};$   
 $R_{18} = \text{Fornecedores} / \text{Ativo Total}; R_{19} = \text{Fundo de Maneio} / \text{Vendas};$   
 $R_{20} = \text{Fundo de Maneio} / \text{Ativo Total};$   
 $R_{21} = \text{Investimentos Financeiros} / \text{Passivo Corrente}; R_{22} = \text{Passivo Total} / \text{Capital Próprio};$   
 $R_{23} = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Total}; R_{24} = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Corrente};$   
 $R_{25} = \text{Passivo Corrente} / \text{Capital Próprio}; R_{26} = \text{Passivo Não Corrente} / \text{Passivo Total};$   
 $R_{27} = \text{Passivo Total} / \text{Ativo Total}; R_{28} = \text{Passivo Total} / \text{Fundo Maneio};$   
 $R_{29} = \text{Resultado Antes de Juros e Impostos} / \text{Ativo Total}; R_{30} = \text{Resultado Líquido} / \text{Ativo Total};$   
 $R_{31} = \text{Resultado Líquido} / \text{Capital Próprio}; R_{32} = \text{Resultado Líquido} / \text{Passivo Total};$   
 $R_{33} = \text{Resultado Líquido} / \text{Vendas}; R_{34} = \text{Resultados Transitados} / \text{Ativo Total};$   
 $R_{35} = \text{Vendas} / \text{Ativo Total}; R_{36} = \text{Vendas} / \text{Passivo Total}; R_{36} = \text{Vendas} / \text{Passivo Total}$

Fonte: SPSS

Da análise do quadro anterior podemos verificar que, de acordo com o teste Shapiro-Wilk (uma vez que a dimensão dos grupos é inferior a 50), as variáveis R<sub>6</sub>, R<sub>8</sub>, R<sub>9</sub>, R<sub>12</sub>, R<sub>13</sub>, R<sub>16</sub>, R<sub>17</sub>, R<sub>21</sub>, R<sub>26</sub>, R<sub>27</sub>, R<sub>28</sub>, R<sub>29</sub>, R<sub>30</sub>, R<sub>31</sub>, R<sub>32</sub>, R<sub>34</sub> e R<sub>36</sub> não apresentam uma distribuição normal para nenhum dos grupos ( $p < 0.05$ ).

Não obstante a existência de variáveis independentes que não seguem uma distribuição normal multivariada conjunta (variáveis R<sub>1</sub>, R<sub>2</sub>, R<sub>10</sub>, R<sub>25</sub> e R<sub>35</sub>), vamos prosseguir a análise porque a análise discriminante é robusta a violações da normalidade (Marôco, J., 2011).

**Quadro 20 – Estatísticas descritivas das variáveis para cada grupo.**

Empresas	Média	Desvio-Padrão	Nº de Casos		
			Observados	Ponderados	
0	R <sub>1</sub>	,77156225	,395929023	31	31,000
	R <sub>2</sub>	-,40893215	,772866555	31	31,000
	R <sub>3</sub>	-,11021507	,283273494	31	31,000
	R <sub>4</sub>	,62979432	,241675249	31	31,000
	R <sub>7</sub>	,37020568	,241675249	31	31,000
	R <sub>10</sub>	,13654766	,316590410	31	31,000
	R <sub>18</sub>	,42323140	,279092074	31	31,000
	R <sub>20</sub>	-,11021507	,283273494	31	31,000
	R <sub>23</sub>	,74000939	,269049162	31	31,000
	R <sub>25</sub>	5,27243094	10,979473328	31	31,000
R <sub>35</sub>	1,20652349	,926873877	31	31,000	
1	R <sub>1</sub>	1,80039326	1,133448828	31	31,000
	R <sub>2</sub>	,24592023	,230815629	31	31,000
	R <sub>3</sub>	,31280759	,226162808	31	31,000
	R <sub>4</sub>	,62575860	,175255906	31	31,000
	R <sub>7</sub>	,37424140	,175255906	31	31,000
	R <sub>10</sub>	2,03151278	1,290595752	31	31,000
	R <sub>18</sub>	,15006573	,091678653	31	31,000
	R <sub>20</sub>	,30270356	,235159222	31	31,000
	R <sub>23</sub>	,31295101	,118407987	31	31,000
	R <sub>25</sub>	,54911155	,279910912	31	31,000
R <sub>35</sub>	1,48807252	,920584007	31	31,000	
Total	R <sub>1</sub>	1,28597775	,988877710	62	62,000
	R <sub>2</sub>	-,08150596	,654928948	62	62,000
	R <sub>3</sub>	,10129626	,331798409	62	62,000
	R <sub>4</sub>	,62777646	,209366695	62	62,000
	R <sub>7</sub>	,37222354	,209366695	62	62,000
	R <sub>10</sub>	1,08403022	1,334503318	62	62,000
	R <sub>18</sub>	,28664856	,247794298	62	62,000
	R <sub>20</sub>	,09624424	,331639981	62	62,000
	R <sub>23</sub>	,52648020	,298056803	62	62,000
	R <sub>25</sub>	2,91077125	8,061867949	62	62,000
R <sub>35</sub>	1,34729800	,927059388	62	62,000	

R<sub>1</sub> = (Ativo Corrente – Inventários) / Passivo Corrente; R<sub>2</sub> = (Ativo Corrente – Passivo Total) / Ativo Total;  
R<sub>3</sub> = (Ativo Corrente – Passivo Corrente) / Ativo Total; R<sub>4</sub> = Ativo Corrente / Ativo Total;  
R<sub>7</sub> = Ativo Não Corrente / Ativo Total; R<sub>10</sub> = Capital Próprio / Passivo Total;  
R<sub>18</sub> = Fornecedores / Ativo Total; R<sub>20</sub> = Fundo de Maneio / Ativo Total;  
R<sub>23</sub> = Passivo Corrente / Ativo Total; R<sub>25</sub> = Passivo Corrente / Capital Próprio;  
R<sub>35</sub> = Vendas / Ativo Total;

Fonte: SPSS

O quadro anterior resume a análise descritiva, o número de observações total e de cada grupo, a média e o desvio-padrão de cada variável.

Para aplicar a análise discriminante é necessário analisar as variáveis independentes, nomeadamente a existência de diferenças entre as médias (Marôco, J., 2011). O  $\Lambda$  de Wilk testa as seguintes hipóteses:

- $H_0$  = as médias dos grupos são iguais;
- $H_a$  = as médias dos grupos são diferentes.

**Quadro 21 – Teste de igualdade de médias dos grupos.**

Teste de igualdade de médias dos grupos					
	Wilk Lambda	F	df <sub>1</sub>	df <sub>2</sub>	Sig.
<b>R<sub>1</sub></b>	,725	22,764	1	60	,000
<b>R<sub>2</sub></b>	,746	20,433	1	60	,000
<b>R<sub>3</sub></b>	,587	42,220	1	60	,000
<b>R<sub>4</sub></b>	1,000	,006	1	60	,940
<b>R<sub>7</sub></b>	1,000	,006	1	60	,940
<b>R<sub>10</sub></b>	,488	63,039	1	60	,000
<b>R<sub>18</sub></b>	,691	26,805	1	60	,000
<b>R<sub>20</sub></b>	,606	38,995	1	60	,000
<b>R<sub>23</sub></b>	,478	65,431	1	60	,000
<b>R<sub>25</sub></b>	,913	5,733	1	60	,020
<b>R<sub>35</sub></b>	,977	1,440	1	60	,235

R<sub>1</sub> = (Ativo Corrente – Inventários) / Passivo Corrente;  
R<sub>2</sub> = (Ativo Corrente – Passivo Total) / Ativo Total;  
R<sub>3</sub> = (Ativo Corrente – Passivo Corrente) / Ativo Total;  
R<sub>4</sub> = Ativo Corrente / Ativo Total;  
R<sub>7</sub> = Ativo Não Corrente / Ativo Total;  
R<sub>10</sub> = Capital Próprio / Passivo Total;  
R<sub>18</sub> = Fornecedores / Ativo Total;  
R<sub>20</sub> = Fundo de Maneio / Ativo Total;  
R<sub>23</sub> = Passivo Corrente / Ativo Total;  
R<sub>25</sub> = Passivo Corrente / Capital Próprio;  
R<sub>35</sub> = Vendas / Ativo Total;

Fonte: SPSS

Tendo em consideração a correção de Bonferroni, o *p-value* (Sig.) deve ser comparado com o valor do rácio de  $\alpha$  sobre o número de variáveis em estudo. Assim, podemos concluir que as variáveis R<sub>1</sub>, R<sub>2</sub>, R<sub>3</sub>, R<sub>10</sub>, R<sub>18</sub>, R<sub>20</sub> e R<sub>23</sub>, por que apresentam um *p-value* <0.001, têm um poder discriminante significativo, ou seja, rejeita-se a hipótese nula. O mesmo já não acontece com as variáveis R<sub>4</sub>, R<sub>7</sub>, R<sub>25</sub> e R<sub>35</sub>, uma vez que apresentam um *p-value* >  $\alpha/11=0.05/11= 0.00(45)$ . Por esta razão, estas variáveis vão ser excluídas da análise para podermos prosseguir com o método *stepwise* (Pestana, M. & Gagueiro, J., 2008).

**Quadro 22 – Matriz de correlação.**

Correlação	R <sub>1</sub>	R <sub>2</sub>	R <sub>3</sub>	R <sub>10</sub>	R <sub>18</sub>	R <sub>20</sub>	R <sub>23</sub>
R <sub>1</sub>	<b>1,000</b>	,221	,563	,238	-,111	,560	-,325
R <sub>2</sub>	,221	<b>1,000</b>	,532	,353	-,394	,527	-,428
R <sub>3</sub>	,563	,532	<b>1,000</b>	,428	-,323	,988	-,604
R <sub>10</sub>	,238	,353	,428	<b>1,000</b>	-,313	,443	-,438
R <sub>18</sub>	-,111	-,394	-,323	-,313	<b>1,000</b>	-,328	,662
R <sub>20</sub>	,560	,527	,988	,443	-,328	<b>1,000</b>	-,600
R <sub>23</sub>	-,325	-,428	-,604	-,438	,662	-,600	<b>1,000</b>

Fonte: SPSS

Verifica-se a existência de correlações entre duas variáveis (valores absolutos superiores a 0.9), existindo por isso problemas de multicolineariedade. Assim, não se deve analisar a importância de cada variável para a análise, visto que a sua elevada correlação com outras a torna redundante. O maior nível de correlação (positiva) ocorre entre as variáveis R<sub>3</sub> com R<sub>20</sub>, com um valor de 0.988. Nesta situação, utiliza-se o procedimento *stepwise* (Pestana, M. & Gagueiro, J., 2008). O menor nível de correlação (negativa) ocorre entre as variáveis R<sub>1</sub> e R<sub>18</sub>, com um valor de -0.111.

O teste *M* de Box permite avaliar um dos pressupostos da análise discriminante, que é a homogeneidade das matrizes de covariância, em cada um dos grupos, para cada uma das variáveis da análise. Se, ao realizar o teste, o *p-value* (sig.) for maior que o nível de significância ( $\alpha$ ), então a igualdade das matrizes fica assegurada, no caso contrário o pressuposto é violado. Queremos testar as seguintes hipóteses:

H<sub>0</sub>= as matrizes são homogéneas;

$H_a$ = as matrizes não são homogêneas.

Assim, o nosso objetivo é aceitar a hipótese nula.

**Quadro 23 – Resultado do teste  $M$  de Box.**

Resultado do Teste		
<b><math>M</math> de Box</b>		<b>102,159</b>
<b>F</b>	<b>Aprox.</b>	<b>32,828</b>
	<b>df<sub>1</sub></b>	<b>3</b>
	<b>df<sub>2</sub></b>	<b>648000,000</b>
	<b>Sig.</b>	<b>,000</b>

Fonte: SPSS

De acordo com o quadro apresentado, o  $p$ -value  $<0.001$ , que é menor do que o nível de significância ( $\alpha=0.05$ ). Temos, com isto, evidências estatísticas para duvidar da homogeneidade das matrizes. Rejeitamos  $H_0$ , ou seja, não fica assegurado o pressuposto da homogeneidade das matrizes de variância e covariância.

Vale a pena sublinhar que este teste é diretamente influenciado pelo tamanho da amostra e é muito sensível a afastamentos da normalidade, ou seja, a hipótese da igualdade das matrizes de variâncias-covariâncias pode ser rejeitada apenas por se violar o pressuposto de normalidade e não por se tratar de matrizes significativamente diferentes (Pestana, M. & Gagueiro, J., 2008).

**Quadro 24 – O método *stepwise*.**

Lambda de Wilk <sup>8</sup>									
Step <sup>a</sup>	Nº de variáveis	Lambda	df <sub>1</sub>	df <sub>2</sub>	df <sub>3</sub>	F <sup>b, c</sup>			
						Estatística	df <sub>1</sub>	df <sub>2</sub>	Sig.
1	1	0,478	1	1	60,000	65,431	1	60,000	0,000
2	2	0,402	2	1	60,000	43,942	2	59,000	0,000

a. O nº máximo de *steps* é 22.  
b. A máxima significância de F para adicionar é 0.05.  
c. A mínima significância de F para remover é 0.10.

Fonte: SPSS

O Quadro 24 resume o procedimento *Stepwise* indicando para cada passo qual a variável que foi adicionada ou removida, o correspondente valor do *lambda* de Wilk e a aproximação à estatística F com a respetiva probabilidade de significância. O *lambda* de Wilk informa sobre as diferenças entre os grupos, para cada uma das variáveis individualmente. Obtém-se pelo rácio da variação dentro dos grupos (variação não explicada) sobre a variação total. Este rácio varia entre 0 e 1, onde os pequenos valores indicam grandes diferenças entre os grupos. Sendo  $\Lambda = \text{SQE}/\text{SQT}$ , em que SQE é a soma dos quadrados dos erros dentro dos grupos e SQT é a soma dos quadrados total. Este teste é robusto a violações da igualdade das matrizes das variâncias-covariâncias quando os grupos têm dimensão semelhante<sup>9</sup>.

**Quadro 25 – Variáveis em análise.**

Step		Tolerância	Sig. de F para Remover	Lambda de Wilk
1	R <sub>23</sub>	1,000	,000	
2	R <sub>23</sub>	,808	,001	,488
	R <sub>10</sub>	,808	,001	,478

R<sub>10</sub> = Capital Próprio / Passivo Total;  
R<sub>23</sub> = Passivo Corrente / Ativo Total;

Fonte: SPSS

<sup>8</sup> Em cada passo é introduzida a variável que minimize o valor do *Lambda* de Wilk.

<sup>9</sup> Considera-se que grupos têm dimensão semelhante quando o rácio entre grupo maior e o grupo mais pequeno é inferior a 1.5.

O Quadro 25 apresenta as variáveis consideradas como discriminantes em cada passo da análise. A avaliação da multicolinearidade é feita pelo SPSS *Statistics* através do cálculo da tolerância de cada variável. Esta estatística é uma medida da proporção da variância da variável que não é explicada pelas restantes variáveis independentes. Assim, podemos dizer que a tolerância de uma variável indica até que ponto as variáveis em estudo estão linearmente relacionadas, ou seja, são colineares. Apenas as variáveis com uma tolerância superior a 0.8 é que devem ser consideradas na análise (Marôco, J., 2011). Podemos concluir que não existem problemas de multicolinearidade entre as variáveis selecionadas uma vez que estas apresentam uma tolerância de 0.808.

Os quadros seguintes resumem a análise discriminante mas agora apenas com variáveis selecionadas com o método *Stepwise*.

**Quadro 26 – Valores próprios (*Eigenvalues*).**

<b>Função</b>	<b><i>Eigenvalues</i></b>	<b>% da variância</b>	<b>Acumulado %</b>	<b>Correlação</b>
<b>1</b>	<b>1,490</b>	<b>100,0</b>	<b>100,0</b>	<b>,774</b>

*Fonte: SPSS*

Os valores próprios (*Eigenvalues*) são o rácio que se obtém da divisão que resulta da variação entre os grupos pela variação dentro dos grupos. Quanto mais afastado de 1, maior será a variação entre os grupos explicada pela função discriminante. Na função obtida esse valor é de 1.49.

A correlação canónica, que varia entre 0 e 1, indica a proporção da variância da função discriminante explicada pelos grupos. É o rácio da variação entre os grupos pela variação total. Neste caso é igual ao  $R^2$  de Pearson (Pestana, M. & Gagueiro, J., 2008).

O teste *lambda* de Wilk serve para testar se as funções discriminantes são significativas (no nosso caso temos apenas uma função discriminante) e é calculado a partir do determinante da matriz da soma dos quadrados e produtos cruzados dentro dos grupos e do determinante da matriz da soma dos quadrados e produtos cruzados total. (Marôco, J., 2011).

As hipóteses a serem testadas são as seguintes:

- $H_0$ = as médias populacionais dos dois grupos são iguais;

- $H_a$  = as médias populacionais dos dois grupos são diferentes.

O objetivo é rejeitar a hipótese nula uma vez que as médias devem ser significativamente diferentes para que haja uma maior discriminação entre os grupos. Para isso, o valor de *p-value* tem de ser menor que o nível de significância ( $\alpha=0.05$ ) e é mesmo isso que acontece ( $p\text{-value} < 0 < 0.05$ ).

#### Quadro 27 – O *Lambda* de Wilk.

<i>Lambda</i> de Wilk				
Teste de Função	<i>Lambda</i> de Wilk	Qui-quadrado	$d_f$	Sig.
1	,402	53,814	2	,000

Fonte: SPSS

Neste caso, o *Lambda* de Wilk mostra que a função tem um bom poder de discriminação, já que o seu valor é de 0.402.

O Qui-quadrado testa se a função discriminante é significativa, ou seja, a capacidade da função em separar as observações em grupos que, no nosso estudo, apresenta o valor de 53.814 e, por isso podemos também concluir que as médias são diferentes entre os dois grupos.

O Quadro 28 apresenta os coeficientes não padronizados da função discriminante para cada uma das variáveis explicativas.

#### Quadro 28 – Coeficientes não padronizados da função discriminante.

	Função
	1
$R_{10}$ = Capital Próprio / Passivo Total	-,613
$R_{23}$ = Passivo Corrente / Ativo Total	2,904
(Constante)	-,865

Fonte: SPSS

Podemos escrever a função discriminante da seguinte forma:

$$Y = -0,865 - 0,613R_{10} + 2,904R_{23}$$

A partir dos coeficientes não patronizados da função discriminante é possível definir a posição de cada um dos pontos centrais dos grupos. Estas coordenadas encontram-se no Quadro 29.

**Quadro 29 – Os valores médios dos grupos.**

Os valores médios dos grupos	
Empresas	Função
	1
<b>Insolventes</b>	<b>1,201</b>
<b>Solventes</b>	<b>-1,201</b>

*Fonte: SPSS*

Os valores médios são de 1.201 para o grupo das empresas insolventes e de -1.201 para o grupo das empresas solventes.

O ponto de separação entre os grupos é o zero. Assim, aplicada a função a uma empresa, se o resultado for superior a zero, a empresa deverá ser considerada insolvente. Este resultado foi obtido com os dados expostos no Quadro 29, através do seguinte cálculo:

$$[1,201+(-1,201)] / 2=0$$

**Quadro 30 – Resultados da classificação (n-1).**

<b>Resultados da classificação<sup>b, c</sup></b>					
		<b>Empresas</b>	<b>Grupo previsto</b>		<b>Total</b>
			<b>0</b>	<b>1</b>	
<b>Original</b>	<b>Valor absoluto</b>	<b>0</b>	<b>27</b>	<b>4</b>	<b>31</b>
		<b>1</b>	<b>2</b>	<b>29</b>	<b>31</b>
	<b>%</b>	<b>0</b>	<b>87,1</b>	<b>12,9</b>	<b>100,0</b>
		<b>1</b>	<b>6,5</b>	<b>93,5</b>	<b>100,0</b>
<b>Validação Cruzada<sup>a</sup></b>	<b>Valor absoluto</b>	<b>0</b>	<b>27</b>	<b>4</b>	<b>31</b>
		<b>1</b>	<b>3</b>	<b>28</b>	<b>31</b>
	<b>%</b>	<b>0</b>	<b>87,1</b>	<b>12,9</b>	<b>100,0</b>
		<b>1</b>	<b>9,7</b>	<b>90,3</b>	<b>100,0</b>

0 – Empresas insolventes;  
 1 – Empresas solventes;  
 a. A validação cruzada é feita apenas para os casos em análise. Na validação cruzada, cada caso é classificado com as funções de classificação deduzidas sem esse caso.  
 b. 90.3% dos casos foram corretamente classificados com a classificação original.  
 c. 88.7% dos casos foram corretamente classificados com a validação cruzada.

Fonte: SPSS

A partir da análise do Quadro 30 podemos averiguar que a função classifica corretamente 29 das 31 empresas ativas (93.5%) e 27 das 31 empresas insolventes (87.1%). A percentagem de empresas classificadas corretamente com a classificação original foi de 90.3%. Contudo, na validação cruzada (em que cada caso é classificado com as funções de classificação deduzidas sem esse caso) foram classificadas corretamente 88.7% das empresas.

Relativamente aos erros de classificação, o modelo tem uma probabilidade de 12.9% (corresponde a 4 empresas das 31) de incorrer num erro do Tipo I (classificar uma empresa insolvente como solvente) e uma probabilidade 6.5% à de ocorrer um erro Tipo II (classificar uma empresa solvente como insolvente).

Como o modelo não inclui variáveis de tendência (dados de anos anteriores), e uma vez que 23 das 31 empresas insolventes possuem elementos do ano anterior àquele que serviu para a construção da função discriminante, procedeu-se à aplicação do Modelo

Y ao segundo ano que antecede a insolvência (n-2), podendo ser observado no Quadro 31 um resumo dos resultados obtidos.

**Quadro 31 – Resumo da classificação (n-2)**

Ano (n-2)	Insolvente	Solvente
Insolvente	21 (91,3%)	2 (8,7%)
Solvente	2 (8,7%)	21 (91,3%)
<b>Empresas corretamente classificadas (n-2)</b>		<b>91,3%</b>

A função Y consegue prever com eficácia 91.3% dos casos dois anos antes da insolvência, cometendo 8.7% de erros Tipo I e a mesma percentagem de erros do Tipo II.

No entanto, não é totalmente exequível discriminar as empresas através de um único ponto de corte discreto. Muitos autores dos quais podemos destacar Altman (1968), Kanitz (1974), Pascale (1988) e Santos (2000) definiram, em modelos desta natureza, uma zona “cinzenta”, isto é, um conjunto de valores para a função discriminante para os quais não se tiram conclusões definitivas. Esta abordagem permite, no fundo, separar as situações onde as previsões parecem claras das que se tornam mais incertas.

Para a introdução da zona de incerteza (modelo com três classes de risco) é preciso ter em conta os seguintes aspetos:

- Os valores médios da função de cada um dos grupos que constituem a amostra, um ano antes da insolvência (Grupo 0 = 1.201 e Grupo 1 = -1.201);
- O ponto de separação é igual a zero, sendo as empresas com um *score* positivo classificadas no Grupo 0 (empresas insolventes), e as restantes (*score* negativo) classificadas no Grupo 1 (empresas solventes);
- A variação absoluta do intervalo estabelecido como zona de incerteza tem de ser igual ao valor encontrado para o ponto de separação dos grupos (Altman, 1968);
- As empresas do Grupo 0 (empresas insolventes) que têm resultados classificativos incorretos (erro Tipo I – classificar uma empresa insolvente como

solvente) registam *scores* de -0.43, -0.25, -0.24 e -0.22, que pertencem às empresas nº 8, nº 11, nº6 e nº22, respetivamente (Anexo I);

- As empresas do Grupo 1 (empresas solventes) que registam um *score* errado (erro Tipo II – classificar uma empresa solvente como insolvente) registam *scores* de 0.01 e 0.15, respetivamente, empresas nº50 e nº 239 (Anexo I);
- Os erros de classificação para os dois grupos de empresas situam-se no intervalo compreendido entre -0.43 e +0.15 (Anexo I), o que corresponde a uma diferença absoluta de 0.58.

Tendo em conta estes aspetos, e seguindo o critério de Altman (1968), foi definido um intervalo de indiferença entre -0.25 e +0.25, que permite minimizar os erros classificativos. Definimos assim três classes de risco, tendo em conta os diferentes resultados da função discriminante para cada uma das empresas da amostra:

- A zona com risco de insolvência;
- A zona de incerteza (área cinzenta);
- A zona sem risco de insolvência.

Assim, as empresas do subsetor em análise (CAE 101 – Rev. 3) com:

- $Y > 0.25$ , situam-se na zona com risco de insolvência. Apresentam uma estrutura económico-financeira que caracteriza as empresas que, no prazo de 1 ano, a insolvência irá ser declarada ou requerida;
- $-0.25 \leq Y \leq 0.25$ , temos a zona de incerteza (área cinzenta). A zona de incerteza é definida como uma área em que existe risco de errar a classificação, ou seja, empresas insolventes que o modelo classifica como solvente, ou empresas solventes que o modelo classifica como insolventes;
- $Y < -0.25$ , situam-se na zona sem risco de insolvência. Estas empresas apresentam-se à partida fora de perigo de entrarem numa situação de insolvência no curto prazo.

Definida a zona de incerteza e os três níveis de risco, importa então avaliar a eficácia da função discriminante tendo por base as alterações dos erros classificativos. O erro Tipo I ocorre quando uma empresa do Grupo 0 (empresas insolventes) é classificada na zona sem risco de insolvência ( $Y < -0.25$ ), enquanto que o erro Tipo II ocorre quando

uma empresa do Grupo 1 (empresas solventes) é classificada na zona com risco de insolvência ( $Y > 0.25$ ). Pode observar-se no Quadro 32 os resultados da função discriminante aplicada à amostra, para um e dois anos antes da insolvência.

**Quadro 32 – Erros de classificação da função discriminante com três classes de risco.**

Anos anteriores à Insolvência	Erro Tipo I	Erro Tipo II
1º Ano	1 (3,2%)	0(0,0%)
2º Ano	2 (8,7%)	0 (0,0%)
<b>Empresas corretamente classificadas (n-1)</b>		<b>98,4%</b>
<b>Empresas corretamente classificadas (n-2)</b>		<b>95,7%</b>

No primeiro ano anterior à insolvência, o erro Tipo I baixou de 12.9% para 3.2% (apenas uma empresa insolvente é classificada como sem risco de insolvência) enquanto que o erro Tipo II desceu de 6.5% para 0% (não existem empresas solventes classificadas como em risco de insolvência), permitindo que o modelo apresente uma capacidade classificativa correta total de 98.4%.

Para dois anos antes da insolvência, o erro Tipo I mantém-se em 8.7% (duas empresas insolventes classificadas como solventes) enquanto que o erro Tipo II é eliminado, passando de 8.7% para 0.0%. o modelo apresenta uma capacidade de previsão de 95.7%.

Estes resultados permitem concluir que uma boa parte dos erros devem-se a pequenas diferenças face ao valor crítico, sendo mais significativo nas empresas insolventes no ano anterior à insolvência (erro Tipo I), e nas empresas solventes dois anos antes da insolvência (erro Tipo II).

## 5.1 – Os custos associados aos erros de classificação

A percentagem de casos com previsões corretas não é um critério suficiente para aferir a capacidade de previsão de um modelo. Devemos tomar em consideração, na avaliação do modelo, os benefícios e os custos de classificar bem ou mal uma empresa. Os erros de classificação podem ser de dois tipos, que se designam respetivamente por erro de tipo I e erro de tipo II e que podem ser definidos da seguinte forma:

- Erro de tipo I: classificação de uma empresa insolvente como solvente (empresas nº 6, nº 8, nº 11 e nº 22);
- Erro de tipo II: classificação de uma empresa solvente como insolvente (empresas nº 50 e nº 239).

Os custos associados a cada um destes tipos de erro não são iguais. Altman *et al.* (1977), estimaram que o custo de um erro de tipo I seria 35 vezes superior ao custo de um erro de tipo II. Isto é, seria bastante mais grave estimar que uma empresa é solvente quando afinal vai entrar em insolvência, do que prever que a empresa é insolvente, quando afinal é solvente. No caso de o credor ser um fornecedor é evidente esta situação:

- No caso de ocorrer um erro de tipo I significava que o fornecedor iria vender a um cliente insolvente;
- No caso de ocorrer o erro tipo II significa não vender a um potencial cliente que, afinal, tinha condições para cumprir com as suas obrigações, perdendo assim um potencial cliente.

## 5.2 – Interpretação das variáveis que compõem a função discriminante

Sendo a função discriminante:

$$Y = -0,865 - 0,613R_{10} + 2,904R_{23}$$

E os valores dos coeficientes padronizados os apresentados a seguir:

**Quadro 33 – Coeficientes padronizados da função discriminante.**

	Função
	1
<b>R<sub>10</sub> = Capital Próprio / Passivo Total</b>	<b>-,576</b>
<b>R<sub>23</sub> = Passivo Corrente / Ativo Total</b>	<b>,604</b>

*Fonte: SPSS*

**R<sub>10</sub> = Capital Próprio / Passivo Total.** Este rácio é o indicador de solvabilidade o qual permite avaliar a capacidade da empresa fazer face aos seus compromissos assumidos e avaliar o risco, por parte dos seus credores, para futuras negociações, através da comparação dos níveis de Capital Próprio investido pelos sócios ou acionistas, com os níveis de Capitais Alheios aplicados pelos credores.

Tendo em consideração o facto da ponderação deste indicador ser negativa na função discriminante encontrada e que valores negativos para Y significam que a empresa será classificada como solvente, quanto maior for o indicador mais afastado se encontra o risco de insolvência. Decorrente ainda desta análise, verifica-se que o valor médio desta variável (Quadro 20) é 15 vezes mais elevado no grupo das empresas solventes (2.031513) do que no grupo das empresas insolventes (0.136548).

**R<sub>23</sub> = Passivo Corrente / Ativo Total.** Este rácio é um indicador relacionado com o grau de exigibilidade, associando o passivo corrente da empresa com o ativo total da empresa. Tendo em consideração o facto da ponderação deste rácio ser positiva, quanto maior for o indicador maior será o risco de insolvência. Podemos verificar que o valor médio desta variável (Quadro 20) é 2 vezes mais elevado no grupo insolventes (0.740009) do que no grupo solventes (0.312951).

### 5.3 – Aplicação do modelo

Sendo o objetivo do modelo a previsão da insolvência num subsector da indústria alimentar portuguesa através de indicadores económico-financeiros, e tendo a informação disponível de 415 empresas deste subsector que não foram seleccionadas para a amostra, aplicou-se o modelo a estas empresas, no ano 2010, e analisaram-se os resultados obtidos.

Das 415 empresas disponíveis para análise, todas são ativas, 52 não apresentam as demonstrações financeiras referentes a 2010 e 9 não apresentam os dados necessários para o cálculo dos rácios.

Ao aplicar o modelo obteve-se uma percentagem de classificações corretas abaixo do expectável.

#### Quadro 34 – Aplicação da função nas empresas não seleccionadas (2010).

Classificação	Nº Empresas	%
Sem risco de insolvência ( $Y < -0,25$ )	128	36,16%
Zona de incerteza ( $-0,25 \leq Y \leq 0,25$ )	53	14,97%
Com risco de insolvência ( $Y > 0,25$ )	173	48,87%
<b>Capacidade classificativa do modelo</b>		<b>51,13%</b>

*Fonte: Elaboração própria*

Uma vez que os dados foram cedidos pela Coface em novembro de 2012, podemos afirmar que em 2011 estas 354 empresas continuavam ativas. No entanto, pela análise do Quadro 34, temos praticamente metade (48.87%) das empresas ativas em 2010, que não foram seleccionadas para a estimação do modelo, em risco de insolvência.

Perante estes resultados, existe a necessidade de analisar as contas das empresas e tentar encontrar explicações para este resultado.

Analisando as demonstrações financeiras das empresas ativas que não fizeram parte da amostra podemos verificar que apresentam alguns sintomas de insolvência:

- 52 das 354 empresas solventes apresentam um capital próprio negativo;
- $R_{23} = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Total} > 1$  para 29 das 354 empresas em análise, revelam um nível de dívidas de curto prazo elevado, quando comparado com o ativo total, encontram-se por isso em falência técnica.
- Redução do Resultado Líquido ao longo do período analisado e apresentação de valores negativos para esta rubrica;
- Resultados de exploração negativos;
- Agravamento do rácio de solvabilidade;

A persistência de problemas de tesouraria no tempo conduz naturalmente à insolvabilidade. Da análise destes sintomas podemos concluir que os rácios que analisam a liquidez, a rentabilidade, a tesouraria e a solvabilidade são importantes para distinguir uma empresa em situação difícil de uma empresa equilibrada financeiramente.

## Capítulo VI – Conclusão

Realizámos uma análise das empresas do setor alimentar com o CAE 101 – Rev. 3 – Abate de animais, preparação e conservação de carne e de produtos à base de carne.

O modelo foi construído a partir de um conjunto de rácios económico-financeiros previamente selecionados e, através da análise discriminante e do método *stepwise*, obtivemos uma função composta por dois desses rácios:

$$Y = -0,865 - 0,613R_{10} + 2,904R_{23}$$

**$R_{10}$  = Capital Próprio / Passivo Total;**

**$R_{23}$  = Passivo Corrente / Ativo Total.**

A questão central da presente investigação pode ser considerada como respondida, uma vez que foi possível identificar as empresas solventes e insolventes a partir da análise discriminante, com um grau de assertividade de 90.3% e 91.3% para um e dois anos de antecedência à insolvência, respetivamente.

A partir da função discriminante encontrada elaborámos uma escala com três zonas distintas, (a zona sem risco de insolvência, a zona cinzenta e a zona com risco de insolvência) possibilitando separar as situações onde as previsões parecem claras das que se tornam mais incertas (zona cinzenta). A capacidade de previsão do modelo com três classes de risco aumentou para 98.4% e 95.7% para um e dois anos de antecedência à insolvência, respetivamente.

A análise também possibilitou verificar, através dos coeficientes padronizados, que os indicadores mais relevantes na previsão da insolvência empresarial estão relacionados com as responsabilidades financeiras das empresas e a capacidade destas cumprirem os compromissos assumidos. O índice relacionado com a liquidez da empresa, associando o passivo corrente da empresa com o ativo total da empresa ( $R_{23}$ =Passivo Corrente/Ativo Total) foi o que mais contribuiu para definir a discriminação entre as empresas solventes e insolventes, apresentando um coeficiente padronizado de 0.604 (Quadro 33).

O modelo obtido nesta investigação dá ênfase às rubricas do balanço.

A capacidade de previsão do modelo baixa para 51.13% quando aplicado a empresas que não fizeram parte da construção do modelo (354 empresas solventes) com base nas demonstrações financeiras de 2010. Concluímos ainda que, apesar de estas empresas continuarem ativas em 2011, praticamente metade destas (48.87%) estão com elevados riscos de insolvência.

Podemos considerar como limitações deste estudo as seguintes características:

- A utilização de uma única técnica estatística, que centraliza a análise em dados económico-financeiros passados;
- A impossibilidade da utilização de variáveis de tipo qualitativo;
- Não ter tido em consideração as causas da insolvência de cada uma das empresas, pertencente ao grupo das insolventes;
- A credibilidade das contas apresentadas pelas empresas ativas que não fizeram parte da amostra;
- A diferença de períodos em análise nas empresas insolventes, cuja conjuntura externa seria diferente;

Os resultados apresentados remetem para o facto da técnica estatística utilizada ser imprescindível na avaliação do desempenho das empresas, possibilitando, assim, prever o futuro das empresas através dos seus indicadores, baseando-se nessa informação para a tomada de decisões ou até para identificar qual o rácio que é mais ou menos favorável no seu desempenho, podendo assim alterar ou manter a estratégia de negócio utilizada.

## Bibliografia

AESBUC – Associação para a Escola Superior de Biotecnologia da Universidade Católica (2008) *Estudo Estratégico e Prospectivo para a Criação de um Pólo de Competitividade da Fileira Agroalimentar da Região Norte*, Junho 2008 – 1.ª Edição.

Altman, Eduard I. (1968) “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”. *The Journal of Finance*, n.º 4, Vol. 23, pp. 589-609.

Altman, Eduard I.; Haldeman, R. G.; Narayanan, P. (1977) “Zeta Analysis. A new model to identify bankruptcy of corporations”. *Journal of Banking and Finance*, 1, pp. 29-54.

Altman, Eduard I.; Baidya, T.; Dias, L. (1979) “Previsão de problemas financeiros em empresas”. *Revista de Administração de Empresas*, 19 (1), pp 17-28. São Paulo.

Altman, Eduard I.; Franco, P. (1994) “Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)”. *Journal of Banking and Finance*, 18, pp. 505-529.

Back, B., Sere, K., Vanharanta, H. (1996), “Data mining account numbers using self-organizing maps”, *Finnish Artificial Intelligence Conference*, p. 35-47.

Banco de Portugal (2011), “Análise Sectorial das Indústrias Alimentares”. *Estudo da Central de Balanços*, novembro 2011.

Barómetro Empresarial (2011), “Tecido Empresarial em Portugal 2011”. *Base de dados Informa D & B*.

Barómetro Empresarial (2012), “Tecido Empresarial em Portugal 2011”. *Base de dados Informa D & B*.

Barros, G. (2008), *Modelos de Previsão da Falência de Empresas, Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas*. Dissertação em Economia e Políticas Públicas. ISCTE – Instituto Universitário de Lisboa.

Beaver, W. (1966), “Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical research in accounting: selected studies”. *Journal of Accounting Research - Supplement*, 4, pp. 71-111.

Bureau of Business Research. (1930). “A Test Analysis of Unsuccessful Industrial Companies”. *Bulletin N° 31. Urbana: University of Illinois Press*.

Blum, M. P. [1974 b)], “Failing company discriminant analysis”. *Journal of Accounting Research*, 12(1), pp. 1-25.

Casey, C., Bartczak, N. (1985) “Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 23, N° 1, pp.384-401.

Chen, K. & T. Shimerda. (1981). “An empirical analysis of useful financial ratios”. *Financial Management* 10(1): 51-60.

Chudson, W.(1945). “The Pattern of Corporate Financial Structure”. *New York: National Bureau of Economic Research*.

Coats, P.K., Fant, L.F. (1993), “Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool”. *Financial Management*, 22(3), 142-155.

Coface – Serviços Portugal SA (2011), *Estudo anual de Insolvências, Constituições e Créditos Vencidos em Portugal 2011*, <http://www.coface.pt> [3 de julho de 2012].

Conan, J., Holder, M. (1979). “Variables explicatives de performances et controle de gestion dans les P.M.I.”. *Universite Paris Dauphine*.

Deakin, E. B. (1972), “A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure”. *Journal of Accounting Research*, 10 (1), 167-179.

DGAJ (2004), Centro de Formação de Oficiais de Justiça, *Sobre o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas*, texto de apoio à formação de oficiais de justiça, Setembro de 2004.

Edminster, R.O. (1972), “An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, (Março, 1972), 1477-1493.

Eisenbeis, R. A. (1977), “Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics”. *The Journal of Finance*, 32(3), 875-900.

Farinha, Jorge Bento R. B. (1994). “Análise de Rácios Financeiros”. Versão 2.

Fitzpatrick, P. J. (1932). “A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies”. *The Certified Public Accountant* (October, November, December): 598-605, 656-662, and 727-731, respectively.

Gabás, F. T. (1990) “Técnicas Actuales de Análisis Contable. Evaluación de la Solvencia Empresarial”, *Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas, Madrid*.

Gallego, A. M. M., Gómez, J. C. S. & Yáñez, L. (1997) “Modelos de Predicción de Quiebras en Empresas no Financieras”. *Actualidad Financiera*, Mayo, 3-14.

Gamelas, Emanuel F. T. (2005). *Falências de Empresas em Portugal*. Tese de Doutoramento em Economia Financeira e Contabilidade, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa, Lisboa.

Gentry, J. A., Newbold, P. & Whitford, D. T. (1985) “Classifying Bankruptcy Firms with Funds Flow Components”. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 146-160.

Guimarães, A. (2006) *Previsão de falência: Um modelo baseado em índices contábeis com utilização de análise discriminante*. Dissertação de Mestrado. Universidade Católica de Brasília.

Hagan, M.T., H.B. Demuth, M.H. Beale (1996) “Neural Network Design. 1st Edn.”, *PWS Publishing Co., Boston, MA, USA.*, ISBN: 0-53494332-2.

Hand, D. J. (1981). “Discrimination and Classification” *Wiley, Chichester*

IAPMEI (2012), *Guia para processos de Recuperação de Empresas, SIREVE - Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial e PER - Processo Especial de Revitalização – Agosto 2012*, em [www.iapmei.pt](http://www.iapmei.pt) [11 de novembro de 2012]

INE – Instituto Nacional de Estatística, I.P. *Classificação Portuguesa de Atividades Económicas, Revisão 3 (CAE-Rev.3)*, em <http://www.ine.pt> [11 de novembro de 2012]

INE – Instituto Nacional de Estatística, I.P. *Empresas em Portugal 2010 – Edição 2012*, em <http://www.ine.pt> [11 de novembro de 2012]

Jackendoff, N. (1962). “A Study of Published Industry Financial and Operating Ratios”. *Philadelphia: Temple University, Bureau of Economic and Business Research*.

Jornal Oficial da União Europeia. *Recomendação da comissão de 6 de Maio de 2003 relativa à definição de micro, pequenas e médias empresas [notificada com o número C(2003) 1422] (Texto relevante para efeitos do EEE) (2003/361/CE)* em [www.iapmei.pt](http://www.iapmei.pt) [11 de novembro de 2012]

Kanitz, Stephen Charles (1974). “Como prever falências de empresas”. *Revista Exame, dezembro de 1974*.

Karels, G.V., A.J.Prakash. (1987). “Multivariate Normality and Forecasting of Corporate Bankruptcy.” *Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 14 n° 4, 573-592*.

Leal, Carmem Teresa Pereira (2004) *Análise de rácios: Um instrumento de apoio à previsão de insolvência empresarial. O caso do sector têxtil português* Tese mestrado em Finanças e Contabilidade, Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro

Legault, Jean, (1987), "C.A. - Score, A Warning System for Small Business Failures", *Bilanas*, pp. 29-31.

Lizarraga, F. D. (1998). “Modelos de Previsión del Fracaso Empresarial: Funciona entre nuestras Empresas el Modelo de Altman de 1968?”. *Revista de Contabilidad, 1, 137-164*.

Lizarraga, F. D. (1995). “Información Contable y Fracaso Empresarial: Una Contrastación de los Resultados Univariantes de Beaver con Datos del Registro Mercantil”. *VIII Congreso AECA, 601-618*.

Marques, L. (2005), Ordem dos Revisores Oficiais de Contas, “GESTÃO - O processo de recuperação de empresas”. *Revista nº 31, outubro-dezembro 2005*.

Marôco, J. (2011), “Análise estatística com utilização do SPSS.”, 5.<sup>a</sup> Edição. *Lisboa: Edições Sílabo*.

Martinho, António Paiva (1998a), “Previsão da falência empresarial”. *Jornal do Técnico Oficial de Contas e da Empresa*, 398, novembro, 267-269.

Martinho, António Paiva (1998b), “Previsão da falência empresarial”. *Jornal do Técnico Oficial de Contas e da Empresa*, 399, dezembro, 289-290.

Matias, Alberto Borges (1978) *Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito*. Dissertação de Mestrado, Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

Merwin, C. (1942) “Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926- 1936”. *New York: National Bureau of Economic Research*.

Meyer, P., H. Pifer. (1970) “Prediction of bank failures”. *Journal of Finance* 25(4): 853-868.

Morgado, A. V. (1998), “A contribuição da análise discriminante na previsão do risco de insolvência financeira”. *Coimbra: ISCA - VII Jornadas de Contabilidade e Auditoria, “Século XXI: os novos contextos da globalização, contabilidade e auditoria”*.

Morris, R. (1997) “Early warning indicators of corporate failure: a critical review of previous research and further empirical evidence”. *Aldershot, Hants, England, Ashgate*.

Ohlson, J. A. (1980) “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”. *Journal of Accounting Research*, 18.

Pascale, Ricardo (1988), “A multivariate model to predict firm financial problems: the case of Uruguay”, *Studies in Banking and Finance* 7. *North Holland: Elsevier Science Publishers*.

Pereira, J., Basto, M., Gómez, F. e Albuquerque, E. (2010) “Los modelos de predicción del fracasso empresarial. Propouesta de um ranking”, em [www.gestiondelaproduccion-usb.blogspot.com/2011/12/articulo-final-modelos-de-prediccion-de.html](http://www.gestiondelaproduccion-usb.blogspot.com/2011/12/articulo-final-modelos-de-prediccion-de.html) [11 de novembro de 2012]

Pestana, M. e Gagueiro, J. (2008) *Análise de Dados para Ciências Sociais – a complementaridade do SPSS, 5ª edição*. Lisboa: Edições Sílabo.

Pinches, George E., Eubank, Arthur A, Mingo, Kent A., Caruthers, J. Kent (1975) “The hierarchical classification of financial ratios”. *Journal of Business Research* 3(4): 295-310.

Quinlan, J. R. (1983) “Learning Efficient Classification Procedures. In Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach”. *Palo Alto: Tioga Press*.

Reis, E. (2001) *Estatística Multivariada Aplicada, 2ª edição*. Lisboa: Edições Sílabo.

Rodrigues, Luís Fernandes (1998) “Indicadores e diagnóstico de situações de insolvência em PME portuguesas”. *Revista Portuguesa de Gestão, 1, 17-40*.

Santos, P. (2000) *Insolvência Empresarial – Modelo Discriminante e Logístico de Previsão Aplicado às PME's do Sector Têxtil e do Vestuário*. Tese de Mestrado em Contabilidade e Auditoria. Coimbra: Universidade Aberta e Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra.

Sanvicente, A, Minardi, A. (1998). “Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas”. *Artigo FIPECAFI, 1998*.

Smith, R., A. Winakor. (1935). “Changes in Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations”. *Bureau of Business Research, Bulletin N.º. 51. Urbana: University of Illinois Press*.

Somoza, L. A., Vallverdú, J. C. (2003). “Un Modelo de Predicción de la Insolvencia Empresarial Basado en Variables Financieras. Su Aplicación al Caso Textil Catalán (1994-1997)”. *Revista de Contabilidad, 6(11), 173-191*.

Springate, Gordon L.V., (1978) "Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm". *Unpublished M.B.A. Research Project, Simon Fraser University*.

Taffler, R. J. (1982), "Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data". *Journal of the Royal Statistical Association*, 145.

Zavgren, C. V. (1985), "Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis". *Journal of Business Finance and Accounting*, 12 (spring), 19-45.

Zmijewski, M. E. (1984). "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models." *Journal of Accounting Research* 20 (0): 59-82.



## Legislação

Decreto-Lei no 132/93, de 23 de Abril – O Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF);

Decreto-Lei n.º 315/98 de 20-10-1998 – Altera o Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 132/93, de 23 de Abril.

Decreto-Lei n.º 316/98 de 20-10-1998 – Institui o procedimento extrajudicial de conciliação para viabilização de empresas em situação de insolvência ou em situação económica difícil.

Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de Março – O Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas

Decreto-Lei 200/2004 de 18 de Agosto – Atualização do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas;

Decreto-Lei 282/2007 de 07 de Agosto – Atualização do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas;

Decreto-Lei 76-A/2006, de 29 de Março – Atualização do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas;

Decreto-Lei 185/2009, de 12 de agosto – Atualização do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas;

Decreto-Lei n.º 116/2008 de 4 de Julho – Adota medidas de simplificação, desmaterialização e eliminação de atos e procedimentos no âmbito do registo predial e atos conexos;

Lei n.º 16/2012 de 20 de Abril – Atualização do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas, simplificando formalidades e procedimentos e instituindo o processo especial de revitalização.



## Anexos

**Anexo 1 – Classificação das empresas seleccionadas para a amostra em (n-1) e (n-2)**

Nº Empresa	Y(n-1)	Y(n-2)
32	-3,69	-2,96
307	-3,37	n.d.
95	-2,95	-2,49
34	-2,38	-2,32
309	-2,37	-1,48
276	-2,34	-5,20
2	-2,31	-1,48
61	-2,26	-2,04
147	-1,82	-2,36
36	-1,71	-1,15
298	-1,62	-0,89
41	-1,26	n.d.
434	-1,10	-0,42
126	-0,85	0,05
212	-0,82	-1,80
273	-0,78	-1,03
85	-0,78	n.d.
363	-0,78	n.d.
324	-0,66	-0,66
355	-0,66	n.d.
165	-0,48	-0,09
22	-0,45	-0,23
313	-0,44	-0,28
8	-0,43	0,40
10	-0,43	n.d.
268	-0,34	-0,24
132	-0,34	n.d.
281	-0,31	n.d.
11	-0,25	n.d.
6	-0,24	-1,05
22	-0,22	1,40
159	-0,05	-0,58
258	-0,02	-0,43
50	0,01	-0,30
17	0,11	0,74
21	0,14	n.d.
239	0,15	0,08

<b>(Continuação)</b>		
<b>Nº Empresa</b>	<b>Y(n-1)</b>	<b>Y(n-2)</b>
1	0,49	0,52
30	0,58	-0,51
19	0,64	0,50
13	0,71	0,13
15	0,76	0,28
27	0,89	0,01
3	0,99	n.d.
2	1,10	n.d.
25	1,11	0,85
24	1,19	1,05
29	1,28	n.d.
5	1,42	0,29
26	1,42	n.d.
31	1,56	1,68
4	1,60	1,56
7	1,71	1,13
20	1,75	1,92
14	1,86	n.d.
10	1,91	1,95
18	1,96	1,47
23	1,99	0,25
28	2,18	n.d.
12	2,68	2,50
9	3,13	3,29
16	3,19	8,78

<b>SOLVENTE</b>
<b>INSOLVENTE</b>