

**MODELO DE PREVISÃO DE
RISCO DE INCUMPRIMENTO FISCAL:
ESTUDO DO SECTOR DE ACTIVIDADE
“Fabricação de Moldes Metálicos – CAE 25734”**

por

Maria Elisabete Caldeira Assunção

Dissertação como requisito parcial para submetida obtenção do grau de

Mestre em Finanças e Fiscalidade

Orientada por:

Orientador: Professor Doutor António de Melo da Costa Cerqueira

Co-orientador: Professor Doutor Samuel Cruz Alves Pereira

Dezembro de 2011

Breve Nota Biográfica

Habilitações literárias:

Licenciatura em Gestão de Empresas - 1998 -Universidade Portucalense

Bacharelato em Contabilidade e Administração -1975- I.S.C.A.P.

Curso de Pós - Graduação em Recuperação de Empresas e Falência-2003- Universidade Portucalense

Curso Pós - Graduação em Finanças e Fiscalidade -2010 - Edição Especial DGCI - Universidade do Porto EGP

Frequência de outros cursos

Curso de preparação Pedagógica de Formadores para monitor -1988 -Centro de Formação da DGCI

Curso de Equipas de Trabalho, Direcção e Liderança - 2004 -Ministrada por Universus
Línguas estrangeiras conhecimento suficiente de Inglês e Francês

Actividade Profissional

Privada

Contabilista num gabinete de contabilidade – Porto “ Ano / 75

Ensino

Professora na Escola Comercial de Penafiel - Ano lectivo /75 /76

Professora na Escola Comercial de Vila Nova de Gaia –Ano lectivo - 76/77.

Direcção Geral das Contribuições e Impostos – D.G.C.I

Entrada na D.G. C. I.-- 23 /12 /77

De 1977, até 1989, efectuou trabalho de análise Contabilística - Fiscal ás empresas.

De 1 de Janeiro de 1990, até Fevereiro de 2004, exerceu funções de chefe de equipa..

Pertenceu às Comissões de Revisão do artº. 85 do C. do Processo Tributário, nos anos, de 1993 a 1999, como Vogal da Fazenda Publica e mais tarde na qualidade de Presidente.

Setembro de 2004 até Setembro de 2007 --- exerceu funções de apoio ao Gabinete do Sr. Director de Finanças Adjunto da Inspeccção Tributária, colaborando na elaboração de Informação tipo e respectivos mapas, para campanhas de fiscalização, definindo o enquadramento da acção, objectivos e metodologia a adoptar;

Setembro de 2007 até á presente data, exerce funções de Chefe de Equipa, tendo como finalidade a orientação dos colegas da equipa quanto ao método de trabalho na análise contabilística - fiscal, dos impostos de IVA, IRC E IRS.

Faz parte da Bolsa de Formadores da D.G.C.I – D.F.Porto

Agradecimentos

Foram várias as pessoas que colaboraram no desenvolvimento deste estudo, às quais não poderia deixar de manifestar o meu profundo e sincero agradecimento, em especial:

Ao Prof. Dr. Elísio Fernando Moreira Brandão, pelo seu contributo, que considero muito importante pois numa fase fragilizada da minha vida incentivou-me e aconselhou a não desistir prontificando-se sempre a dar apoio quando necessário.

Ao Exmo. Sr. Director Geral dos Impostos (DGCI), Prof. Dr. José António Azevedo Pereira, o qual, me proporcionou o acesso ao curso de Pós -Graduação, e Mestrado em Finanças e Fiscalidade, constituindo um forte estímulo ao desenvolvimento dos meus conhecimentos na área da fiscalidade.

Ao Sub -Director Geral Dr. José Maria Pires, pelo seu contributo na valorização profissional dos seus quadros, bem assim como à Direcção Geral de Informática e Apoio aos Serviços Tributários e Aduaneiros, esta pelas facilidades concedidas na obtenção das bases de dados imprescindíveis à elaboração deste trabalho.

Ao meu orientador Prof. Dr. António Cerqueira, pela disponibilidade que manifestou no acompanhamento e condução do trabalho.

Ao meu co-orientador Prof. Dr. Samuel Pereira, bem como ao Prof. Dr. Vitorino Martins que com os conhecimentos que me transmitiram durante o curso de Pós-Graduação, e Mestrado em Finanças e Fiscalidade me ajudaram a ultrapassar as barreiras que foram surgindo, e cujos ensinamentos me irão acompanhar durante toda a vida.

A todos os professores e dirigentes da DGCI que contribuíram para o desenvolvimento desta tese.

Aos meus amigos, colegas e familiares, pelo apoio e solidariedade manifestada.

A todos aqueles que directa ou indirectamente contribuíram para a boa conclusão desta tese, o meu MUITO OBRIGADA!

Resumo

Esta dissertação tem por finalidade desenvolver um modelo de previsão do incumprimento fiscal no sector da fabricação de moldes metálicos (CAE 25734).

Neste estudo foram utilizados os dados da IES referentes ao universo das empresas, do sector de “Fabricação de Moldes Metálicos – CAE 25734”, disponibilizados pela DGCI, relativos aos anos de 2006 a 2009, para através dos rácios e indicadores financeiros, e com recurso às técnicas da Análise Discriminante e o Modelo Logit estimarmos um modelo de previsão de risco de incumprimento fiscal, tendo-se utilizado um total de 2.179 observações.

Os resultados permitiram evidenciar que os modelos têm capacidade preditiva do incumprimento fiscal, mostrando-se por isso de particular a sua utilização no âmbito da actividade da Administração Fiscal

Palavras-Chave: indicadores, incumpridores, análise discriminante, modelo logit.

Abstract

This dissertation aims to develop a forecasting model of fiscal failure in the field of manufacture of metal moulds (CAE 25734).

In this study were used data from IES for the universe of companies in the sector of "manufacture of Metal Moulds – CAE 25734", made available by the DGCI, for the years 2006 to 2009, for through the ratios and financial indicators, and using the techniques of discriminant analysis and Logit Model cherishing a forecasting model of default risk tax, having used a total of 2,179 views

The results allowed evidence that models have predictive ability of tax default, showing why particularly their use in the context of the activity of the tax administration.

Key-words: indicators; defaulters; discriminant analysis; logit model.

Abreviaturas

No presente trabalho são utilizadas abreviaturas/siglas de designações comuns, apresentadas apenas na sua primeira utilização, e empregues ao longo de toda esta dissertação.

As siglas mais utilizadas são:

DGCI – Direcção Geral dos Impostos

D. F. Porto – Direcção de Finanças do Porto

EP – Earning Power

EBIT – Resultados Antes de Juros e Impostos

FM – Fundo de Maneio

IES – Informação Empresarial Simplificada

I&D – Investigação e Desenvolvimento

Liq. – Liquidez

Rent. – Rentabilidade

REFM – Regra do Equilíbrio Financeiro Mínimo

ROA – Rentabilidade do Activo

ROE – Rentabilidade Financeira

TMR – Tempo Médio de Recebimento

TMP – Tempo Médio de Pagamento

VAB – Valor Acrescentado Bruto

Índice

Nota Biográfica.....	i
Agradecimentos	ii
Resumo	iii
Astract	iv
Abreviaturas.....	v
Índice de Gráficos e Anexos	vii
Índice de Tabelas	viii
Capítulo I: Introdução	1
Capítulo II: Revisão da Literatura.....	4
Capítulo III : Caracterização do Sector de Actividade e Empresas.....	10
3.1 Caracterização.....	10
3.2 Caracterização das empresas do sector.....	10
Capítulo IV Base de Dados Amostra e Metologia	17
4.1 Caracterização de Base Dados	17
4.2 Caracterização Amostra	17
4.3 Metodologia.....	18
Capítulo V : Resultados	29
5.1 Análise Univariada.....	29
5.2 Análise Multivariada.....	32
5.3 Análise de Resultados.....	43
Capítulo VI : Conclusão.....	44
Bibliografia	46

Índice de Gráficos e Anexos

GRÁFICO 1 – Zonas Geográficas	13
GRÁFICO 2 – Autonomia Financeira	30
GRÁFICO 3 – Indicadores de Liquidez e Actividade.....	32

Anexos

ANEXO I- Balanço Agregado	14
ANEXO II - Demonstração de Resultados.....	15
ANEXO III - Valor Acrescentado Bruto	16
ANEXO IV- Modelo de Regressão Logística Rácios Económico – Financeiros	33
ANEXO V - Modelos de Regressão Logística: Rácios de Altman.....	35
ANEXO VI - Análise Discriminante Rácios Económico – Financeiros.	37
ANEXO VII - Análise Discriminante: Rácios de Altman	40

Índice de Tabelas

1 – Empresas CAE 25734	11
2 – Classificação das Empresas	13
3 – Valores totais do Balanço Agregado.....	14
4 – Suprimentos dos sócios às empresas	15
5 – Demonstração de Resultados Agregados.....	16
6 – Valor Acrescentado Bruto.....	16
7 – Empresas do CAE 5734.....	17
8 – Empresas do CAE 25734 após Reformulação de Dados	18
9 – Identificação das Variáveis de Altman.....	21
10 – Indicadores de Estrutura ou Endividamento	30
11 – Regra de Equilíbrio Mínimo Financeiro	30
12 – Média dos Indicadores de Rentabilidade	31
13 – Indicadores de Liquidez e Actividade	32
14 – Fundo de Maneio	32
REGRESSÃO LOGIT: RÁCIOS ECONÓMICO – FINANCEIROS	
15 – Estimativas dos Parametros	34
16 – Teste Omnibus aos Coeficientes do Modelo	34
17 – Classificações	35
REGRESSÃO LOGIT: RÁCIOS DE ALTMAN	
18 – Estimativa dos Parâmetros.....	36
19 – Teste Omnibus aos Coeficientes do Modelo	36
20 – Classificações	37
ANÁLISE DISCRIMINANTE: RÁCIOS ECONÓMICOS – FINANCEIROS	
21 - Teste de Lambda Wilk	38
22– Teste á Igualdade das Médias.....	38

23 – Coeficientes da Função Discriminante e Coeficientes Estruturais	39
24 – Classificação dos Resultados da Utilização do Modelo.....	39
ANÁLISE DISCRIMINANTE: RÁCIOS DE ALTMAN	
25 – Teste de Lambda Wilk	41
26– Teste de Igualdade das Médias	41
27 – Coeficiente da Função Discriminante e Coeficientes Estruturais	41.
28 – Classificação de Resultados da Utilização do Modelo.	42

Capítulo I: Introdução

O objectivo desta dissertação é estudar o incumprimento fiscal das empresas e criar um modelo de previsão de “risco de incumprimento fiscal”, ao nível de dívidas fiscais, no âmbito do sector de actividade de “Fabricação de Moldes Metálicos –CAE 25734”.de forma a permitir identificar os possíveis devedores antes de os mesmos entrarem em incumprimento.

Com o crescimento global da economia, assistimos ao desenvolvimento e contínuo aumento do comércio internacional, verificando-se cada vez mais a evasão fiscal, apesar de não ser possível quantificá-la, dada a ausência estatísticas credíveis. Segundo Sampaio Dória (1970) o conceito de evasão fiscal é “toda e qualquer acção ou omissão tendente a elidir, reduzir ou retardar o cumprimento de uma obrigação tributária”.Com efeito todos sabemos como é prejudicial para qualquer país quando os contribuintes não cumprem com as suas obrigações fiscais, daí que este trabalho pretenda contribuir para minimizar o incumprimento fiscal.

Neste contexto existem vários trabalhos que investigam e contribuem para a prevenção do incumprimento fiscal utilizando rácios e métodos estatísticos. Dos trabalhos de referência temos: Whittington (1980) classifica a utilização dos rácios em: a) Tradicional ou normativa - a evolução dos rácios da empresa são comparados com a evolução dos rácios do sector ou da concorrência mais directa; b) Positivista - os rácios são utilizados para estimar relações empíricas entre valores e são utilizados como meio de previsão.

Altman, E. & Sabato, G.(2005) na previsão do incumprimento utilizou igualmente os indicadores/rácios obtidos através de outras variáveis indicativas de incumprimento, tais como, reinvestimento dos ganhos da empresa nela própria, eficiência operacional, capacidade dos activos gerarem vendas e outros, usando a técnica de regressão logística que já tinha sido utilizado por Ohlson, J (1980), quando efectuou um estudo sobre a previsão de insolvência.

É, partir destes trabalhos que damos o nosso contributo para a estimação de uma função discriminante ao nível das empresas quanto ao risco de incumprimento fiscal, fazendo uso das técnicas de Análise Discriminante e Regressão Logit, Com efeito demonstra-se ser possível a estimação de modelos que permitem elaborar cenários quanto ao risco de incumprimento fiscal, viabilizando assim, de uma forma mais atempada, a identificação dos

possíveis devedores e classificando as empresas em função do seu grau de risco de incumprimento fiscal ao nível do pagamento de impostos, de modo a permitir que a Administração Fiscal planeie antecipadamente acções de controlo inspectiva e / ou acções de acompanhamento dos contribuintes de forma a evitar que estes entrem em incumprimento.

A metodologia utilizada neste estudo consistiu, numa primeira fase, na construção para todas as empresas — com base nos dados originais não tratados obtidos das bases de dados da Direcção Geral dos Impostos, designadamente da informação contida na Declaração Anual (DA), integrada na Informação Empresarial Simplificada (IES), e na Declaração Periódica de Rendimentos sujeitos a Imposto Sobre o Rendimento das Pessoas Colectivas (IRC) - de indicadores financeiros, do balanço e demonstração de resultados, com valores totais e médios, do cálculo do valor acrescentado bruto, da elaboração do balanço e da demonstração de resultados . Estes elementos foram analisados de modo a perceber o perfil das empresas do sector.

Numa segunda fase foi construída uma nova amostra, tendo como referência a anterior, retirando os contribuintes que não apresentavam valores na generalidade dos rácios considerando-se que estavam inactivos. Numa terceira fase foram analisados os principais indicadores de: Liquidez, Rentabilidade, Estrutura ou Endividamento, e de Actividade. Finalmente, utilizando os rácios acima referidos e os de Altman, através da utilização do software SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) foi efectuada a Análise Discriminante e a Regressão Logit com o objectivo de identificar os sujeitos passivos inseridos na actividade de “Fabricação de Moldes metálicos”, pertencentes á listagem de devedores e encontrar os indicadores que permitam justificar o facto de os mesmos estarem integrados na referida lista, e que possam servir de sinal de alerta antes de o incumprimento se verificar, tendo-se obtido resultados válidos em ambos os modelos identificando -se variáveis significantes para explicar o facto de ter ou não dívida.

Não se pode deixar de referir que este trabalho tem limitações quanto aos dados obtidos, começando pela situação de incumprimento (dívidas fiscais) ou não para as empresas, dado que a lista a que tivemos acesso apenas possui devedores com dívidas acima de €100.000, por outro lado não foi possível fazer a distribuição da amostra por área geográfica, nem caracterizar a sua dimensão pelo número de trabalhadores, uma vez que essa informação

não consta das demonstrações financeiras. Assim, como os dados tratados foram os declarados pelas empresas á administração fiscal, corremos o risco destes, em resultado da eventual prática de “contabilidade criativa” não reflectirem a realidade das empresas. Como refere Michael Jameson (1988) “*a.. flexibilidade facilita a manipulação, o engano e a distorção.*”

O estudo foi organizado da seguinte forma. Capítulo II apresenta uma breve revisão da literatura existente, dos trabalhos mais importantes e das suas críticas, citando as teorias que investigam as diversas formas de prevenir o incumprimento fiscal. No Capítulo III é efectuada a caracterização do sector de actividade em estudo e as empresas nele integradas. No Capítulo IV menciona-se a base de dados, amostra e metodologia aplicada. O Capítulo V trata dos principais resultados obtidos na previsão do risco de incumprimento fiscal, e por último o Capítulo VI apresenta as conclusões referindo os aspectos mais relevantes deste estudo em relação aos resultados obtidos, e aponta algumas perspectivas para novas investigações.

Capítulo II: Revisão da Literatura

Da literatura existente sobre a temática do risco de incumprimento encontramos vários estudos que incidem sobre o incumprimento das empresas para com a banca e da previsibilidade do risco de insolvência. Porém, não são conhecidos muitos estudos relacionados com o incumprimento fiscal, designadamente ao nível de dívidas fiscais, para além de um trabalho desenvolvido por Neves e Silva (1998) aplicado à área da segurança social.

Com efeito, existe uma vasta literatura internacional acerca da estimação de modelos que procuram identificar os sinais de alerta que antecedem a entrada em ruptura financeira de uma empresa, e a previsão do momento em que tal ocorrerá. (Altman e Narayanan, 1997).

Os primeiros estudos que existem nesta área, com recurso à utilização dos rácios económico-financeiros, para prever a falência, são de Beaver (1966), com a análise univariada, em que este demonstrou a capacidade de determinados rácios financeiros preverem, individualmente, situações de falência de empresas, e de Altman (1968) com análise multivariada, que demonstrou que a combinação de rácios financeiros num único modelo melhora substancialmente a capacidade de previsão das situações de insolvência. Posteriormente outros investigadores vieram a utilizar, como Altman, a análise discriminante e o Modelo Logit.

Assim, temos que Beaver (1966) realiza um primeiro trabalho ao nível da análise univariada, utilizando 7 rácios financeiros, que eram normalmente usados à data pelos analistas financeiros, determinados por um período de 5 anos antes da falência, e com recurso a uma amostra de 79 empresas insolventes, comparando-os com os de outras 79 empresas em situação que refuta de normal, sendo que as empresas “normais” foram seleccionadas através de um “matching” por indústria, região e dimensão das empresas insolventes da amostra.

Para o efeito utilizou as variáveis Cash-flow/passivo, Resultado Líquido/Activo, Passivo/Activo, Fundo Maneio/Activo, Activo Circulante/Passivo Circulante, e (Activo Circulante-Existências)/Custos operacionais desembolsáveis, tendo considerado que estavam em situação de falência as empresas que “havam passado por um processo de

liquidação”, “não cumpriam as obrigações para com obrigacionistas”, “não pagaram dividendos a acções preferenciais”, e “tiveram incidentes bancários”.

Nesse trabalho, Beaver obteve excelentes resultados, constatando que apenas 9% das empresas foram classificadas incorrectamente, para além de concluir que os rácios prevêm melhor a não falência do que a falência e que têm todos a mesma capacidade de previsão de falência. Conclui ainda que as empresas em boa situação financeira são estáveis ao longo do tempo, e que há uma degradação continuada da situação financeira das empresas em perigo de falência.

Posteriormente foi utilizada a Análise Multivariada, com recurso numa primeira fase à técnica da Análise Discriminante e de seguida do Modelo Logit.

O pioneiro autor a realizar a análise multivariada foi Altman (1968) que utilizou a análise discriminante de forma a ultrapassar problemas de inconsistência relacionados com a análise univariada e avaliar um perfil financeiro mais completo das empresas. O modelo por si desenvolvido teve por base uma amostra de 66 empresas industriais (33 solventes e 33 insolventes), que entraram com pedido de insolvência no período decorrido entre 1946 e 1965, tendo estudado 22 rácios financeiros, dos quais seleccionou cinco que entendeu serem os que melhor identificavam em conjunto, a insolvência de uma empresa.

Classificou as variáveis em cinco categorias de rácios: liquidez, rentabilidade, alavancagem solvência e actividade, tendo concluído através da função discriminante que estimou que a empresa era sólida se $Z > 2,99$, poderia haver incerteza ou problemas se $1,81 < Z \leq 2,99$, e que havia o perigo de falência se $Z \leq 1,81$. Posteriormente Altman reformulou o modelo, procedendo á substituição da variável que ponderava o valor de mercado da acção pelo passivo por Capital/Passivo e obteve uma outra função discriminante em que chega a resultados em que se $Z > 2,9$, a empresa é sólida; se $1,23 < Z \leq 2,9$, poderá haver incerteza ou problemas; se $Z \leq 1,23$, há o perigo de falência.

È comumente referido em vários estudos em que é utilizada a análise discriminante linear, a verificação de insuficiências técnicas, como seja o pressuposto de que as variáveis utilizadas para caracterizar os grupos têm distribuição normal, e que as matrizes de dispersão (variância-covariância) são iguais para todos os grupos, ou o pressuposto de que os grupos

são discretos e identificáveis. Porém, a Análise Discriminante é a mais utilizada neste tipo de trabalhos de investigação empírica e a que tem maior utilização na prática.

De facto, enquanto a análise discriminante procura, dentro de um conjunto de características, a melhor forma de discriminar os grupos de risco (normalmente dois ou três), os modelos “logit” e “probit”, que se baseiam, respectivamente, numa função logística e numa função normal, procedem de forma “dual”, ao abordarem esta problemática de uma forma semelhante ao modelo de regressão linear, isto é, ao partirem da definição das subpopulações para obterem a função que permite efectuar a discriminação.

Porém, foi sendo referido ao longo dos tempos a violação dos dois pressupostos fundamentais da Análise Discriminante nestes estudos, quando aplicada à previsão da insolvência, em que as variáveis independentes seguem uma distribuição normal e tem que haver igualdade das matrizes de variância e covariância entre os grupos.

Nesse sentido, considerando que aqueles pressupostos eram restritivos Ohlson (1980) utilizou pela primeira vez o Modelo Logit no estudo da previsão de insolvência, tendo concluído que os benefícios práticos desta metodologia, é que este modelo não exige as hipóteses restritivas da análise discriminante múltipla (MDA), e permite trabalhar com amostras desproporcionais.

O conjunto de dados utilizados por Ohlson era composto por 105 empresas insolventes e 2.058 solventes, no período entre 1970 e 1976. Analisou 7 rácios financeiros e duas variáveis binárias, seleccionados entre os mais mencionados na literatura.

No que respeita à precisão de classificação o modelo revelou menor eficácia que os estudos baseados na MDA, (Altman,1968 e Altman e tal., 1977), mas o autor indicou razões para a preferência da metodologia Logit. Por um lado este modelo resulta num “score” entre zero e um, que pode ser transformado na probabilidade de ser insolvente, por outro parece ser o apropriado porque a variável dependente é binária e por fim, permite que os coeficientes estimados possam ser interpretados de forma isolada como a significância de cada uma das variáveis independentes na explicação da probabilidade estimada.

Tendo em conta estes últimos autores, achámos importante para os resultados deste estudo, a utilização dos indicadores de Altman na aplicação da técnica de Regressão Logística, por nos dar uma diferente perspectiva, uma vez que são usadas outras variáveis como preditivas da probabilidade de incumprimento fiscal.

Depois do trabalho desenvolvido por Ohlson generalizou-se a utilização dos modelos Logit na previsão de insolvência.

Relativamente aos resultados empíricos, estudos demonstraram que eram semelhantes, ou seja, revelaram grande proximidade na capacidade de classificar as empresas como solventes ou insolventes, apesar das diferenças teóricas entre as duas metodologias, Logit e MDA.

Importa também referir o contributo dado por Neves J. e Silva J. (1998) com o trabalho “Análise do Risco de Incumprimento na perspectiva da Segurança Social” em que os autores começam por referir que a utilização dos rácios financeiros vinha sendo desenvolvida em trabalhos de investigação na previsão de falências e de incumprimentos de dívida, nos EUA, e no Reino Unido e, de forma mais moderada, em França e na Alemanha, com vista a identificar uma função estatística (v.g. discriminante, “logit” ou “probit”) que classifique as empresas em função do seu grau de risco de falência ou de incumprimento. Defendem também aí que o número de empresas com dívidas em mora à Segurança Social, a situação de risco de grande número dessas empresas e os resultados conseguidos, em outros países, com a utilização dos rácios financeiros na previsão de falência, foram os principais factores motivadores para o desenvolvimento da sua aplicação em Portugal. Neves J.(1997) “classificou os sistemas clássicos de análise do risco de crédito em sistemas de "scoring" (pontuação) e sistemas de "rating" (notação crédito)”. Os autores referem que a aplicação da análise discriminante linear não permite tirar conclusões claras, uma vez que apresentam resultados não coincidentes, senão mesmo contraditórios.

Em termos gerais, pode-se concluir que, no que se refere a não igualdade das matrizes de variâncias/covariâncias, os casos mais problemáticos prendem-se com amostras de pequena dimensão, com as diferenças entre estas mesmas matrizes, com um elevado número de variáveis discriminantes e com uma fraca representação de uma das subpopulações – veja-se por exemplo Dillon e Goldstein (1984). A modelização de fenómenos económicos qualitativos é feita, geralmente, recorrendo a uma de duas metodologias: a análise

discriminante ou a regressão logística Cramer (1991). Muito embora se tratem de metodologias distintas, McFadden (1976) mostrou que podiam ser consideradas como visões “duais” sobre a mesma problemática já que ambas as metodologias procuram definir a distribuição conjunta de (y, x) . Contudo a análise discriminante estuda a distribuição de x condicionada por y , o modelo “logit” debruça-se sobre a distribuição de y condicionada por x . Para além desta diferença metodológica de interesse essencialmente teórico, mostra-se sem grande dificuldade que o modelo “logit” é mais robusto do que a análise discriminante já que ao admitir as hipóteses da análise discriminante e aplicando a fórmula de Bayes, deduz-se que as hipóteses da análise discriminante conduzem ao modelo “logit” não sendo a inversa verdadeira.

O estudo referido conclui que a investigação efectuada ajuda a criar sinais de alerta sobre o crédito, bem como produzir informações sobre o posicionamento de cada empresa devedora, em termos do seu grau de risco e, conseqüentemente, sobre o valor do respectivo crédito. A metodologia de investigação baseou-se na criação de uma função estatística que permite separar as empresas em termos do seu grau de risco de incumprimento através da análise discriminante ou do modelo “logit”.

A metodologia descrita, foi usada no presente trabalho, ocorrendo da mesma forma separação das empresas na óptica do seu grau de risco de incumprimento fiscal, ajudando a criar sinais de alerta e a produzir informações sobre o posicionamento de cada uma.

Mais recentemente e em resultado de estudos empíricos relacionados com a existência de Planeamento Fiscal Abusivo, Wilson (2009), tendo por base o modelo de Graham e Tucker (2006), concluiu que a existência de Planeamento Fiscal Abusivo está relacionada com as diferenças entre a contabilidade e declarações fiscais, o tamanho da empresa, a rentabilidade do activo e rendimentos obtidos no estrangeiro.

Lisowsky, P.(2010) fez um estudo comparativo das várias teorias “Seeking Shelter”, nomeadamente desenvolvidas por Desai et al. (2006), que explica como são absorvidos os rendimentos tributáveis e os desvios da responsabilidade fiscal das empresas, pela existência de filiais em paraísos fiscais, por Frank et al. (2009) que estuda a relação entre as diferenças permanentes dos valores apurados na contabilidade e impostos, e por Hines e Rice (1994) relata que a utilização de subsidiárias localizadas em paraísos fiscais pode

reduzir o pagamento de Impostos, concluindo pela validação de um modelo expandido para explicar a probabilidade de uma empresa utilizar planeamento fiscal abusivo através das suas demonstrações financeiras e declarações fiscais.

Neste estudo o autor refere que o principal problema em causa è como efectivamente detectar o uso de planeamento fiscal abusivo a partir das Demonstrações Financeiras e das Declarações Fiscais, ou seja, definir o grau e alcance do que se pode considerar planeamento fiscal abusivo (quase evasão fiscal); tal como acontece com outros aspectos relacionados com o incumprimento fiscal.

Um outro estudo sobre gestão fiscal, efectuado por Minnick K. & Noga, T. “Do Corporate Governance Characteristics Influence Tax Management?” (2010) refere que o Planeamento Fiscal pode ser complexo e pouco transparente pelo que pode possibilitar oportunismo por parte dos gestores. Nas várias estratégias de Gestão Fiscal, as empresas podem optar por baixar os seus impostos internos ou por baixar os seus impostos externos. O estudo recolheu dados de empresas desde 1996 até 2005 e examinou como os mecanismos da Governance, incluindo os incentivos compensatórios, afectam as várias componentes dos impostos.

Como medida de Gestão Fiscal foi utilizado o Generally Accepted Accounting Principles (GAAP) e o Cash ETR durante o ano, não tendo sido incluída a taxa marginal de imposto uma vez que as preocupações eram avaliar o peso dos encargos fiscais da empresa relativamente ao seu rendimento antes de impostos.

Nesta medida de Gestão Fiscal, Dyreng (2008), calcula a capacidade a longo prazo para evitar os impostos, concentrando-se nas médias de 5 anos uma vez que os montantes de um ano podem ser afectados por eventos isolados. No mesmo estudo, Desai e Dharmapal (2006) entendem que o aumento de incentivos leva a uma menor evasão fiscal e os autores propõem que a actualidade da Governance pode desempenhar um papel nesta relação.

No nosso estudo, utilizámos conjuntamente dados de 4 anos recolhidos na amostra de trabalho na aplicação das técnicas de Regressão Logit e Análise Discriminante, tal como defende Dyreng, por nos parecer que o resultado seria mais fidedigno.

Os autores Altman, E. & Sabato, G.(2005), defendem um modelo de previsão de incumprimento usando a técnica de regressão logística. Analisaram extensivamente um

grande número de medidas financeiras a fim de seleccionar os mais preditivos. Em seguida utilizaram essas variáveis como preditores do evento de incumpridor, e concluíram que o modelo prevê a probabilidade de incumprimento.

Não pudemos, contudo, deixar de referir que são conhecidos vários problemas associados á utilização das técnicas estatísticas análise discriminante e modelo logit, como anteriormente referimos. Neste sentido, Balcaen e Ooghe (2004) realizaram uma ampla revisão da literatura publicada até aí, tendo apontado que os principais problemas verificavam-se ao nível da dicotomia da variável dependente, do método de construção da amostra, da selecção e estabilidade das variáveis e quanto á utilização da Informação contabilística.

Capítulo III: Caracterização do Sector de Actividade e Empresas

3.1. "Fabricação de Moldes Metálicos – CAE 25734" - Caracterização

A Fabricação de moldes metálicos é um processo tecnológico que tem por base a fundição, e que consiste em obter peças por vazamento de uma liga metálica fundida numa cavidade que lhe dá forma ao solidificar (Magalhães, 2009).

A Classificação Portuguesa de Actividades Económicas, Revisão 3, aprovada pelo Decreto-Lei nº 381/2007, de 14 de Novembro, atribui o código CAE 25734 á actividade de "Fabricação de Moldes METALICOS", referindo nas sua notas explicativas que: "Compreende a fabricação de moldes metálicos para fundição injectada, transformação de matérias plásticas, borracha, vidro e de outros materiais.

3.2 Caracterização das empresas do sector

A caracterização das empresas do sector em estudo foi efectuada a partir dos elementos obtidos das declarações fiscais – IES e decl. Mod. 22 de IRC – e da base de dados referente a dívidas superiores a € 100.000, dos anos 2006 e 2009. Com base nestes dados efectuou-se uma análise sumária das empresas do sector construindo o balanço, demonstração de resultados e valor acrescentado bruto (VAB).

3.2.1 Número de Empresas, Classificação da Dimensão, e Dívidas Fiscais

Da base de dados a que acedemos constatámos que o número de empresas integradas no CAE 25734, para as quais eram disponibilizados elementos através da declaração de informação empresarial simplificada era de:

Tabela 1 – Empresas CAE 25734

ANO	2006	2007	2008	2009
Nº EMPRESAS	587	589	596	580
Nº EMPRESAS C/ DIVIDAS	25	21	14	11

Fonte DGCI

Para efeitos de classificação destas entidades quanto á dimensão consideramos a divisão entre Pequenas Entidades, Microentidades e Outras, em conformidade com os requisitos legais nacionais, impostos em sede de aplicação do Sistema de Normalização Contabilística, constantes do art.º 9.º do Decreto-Lei n.º 158/2009, de 13/07, com a redacção dada pela Lei n.º 20/2010, de 23 de Agosto, para a definição de “pequenas entidades”, e da Lei n.º 35/2010, de 2 de Setembro, para a definição de “microentidades”,

Assim, serão Pequenas Entidades aquela que possam utilizar a Norma Contabilística e de Relato Financeiro para Pequenas Entidades (NCRF-PE), ou seja aquelas entidades que não ultrapassem dois dos três limites seguintes, excepto, se as suas demonstrações financeiras estiverem sujeitas a certificação legal de contas, caso em que não poderão beneficiar desta norma: a) Total de Balanço: € 1.500.000,00; b) Total de vendas líquidas e outros rendimentos: € 3.000.000,00; c) N.º de empregados em média durante o exercício: 50

Por outro lado, serão classificados Microentidades aquelas que não ultrapassem dois dos três limites seguintes: a) Total de Balanço: € 500.000,00; b) Total de vendas líquidas e outros rendimentos: € 500.000,00; c) N.º de empregados em média durante o exercício: 5.

Dado que não dispúnhamos de elementos quanto ao número de empregados, apenas considerámos para efeitos de classificação em termos de dimensão os requisitos das alíneas a) e b) referentes ao montante do balanço e ao volume de vendas, considerando-se nas subpopulações Microentidades as empresas que cumpriam os dois requisitos anteriormente referidos relativos ao montante do total do balanço e ao valor das vendas, ou seja que não ultrapassavam o limite de € 500.000, e nas empresas ditas sujeitas ao Sistema de Normalização Contabilística e á aplicação das 28 Normas Contabilísticas e de Relato Financeiro (NCRF) as empresas que ultrapassavam os dois limites referidos quanto ao montante máximo do balanço e do volume de vendas para serem consideradas Pequenas Entidades, ou seja € 1.500.000 e € 3.000.000, respectivamente, sendo todas as outras consideradas Pequenas Entidades.

Tabela 2: Classificação das empresas

Ano	N.º Empresas	Micro-entidades	Pequenas Entidades	SNC	Total Empresas
2006	Total	254	87	246	587
	Devedores	5	8	12	25
	Não devedores	249	79	234	562
2007	Total	325	120	144	589
	Devedores	8	4	9	21
	Não devedores	317	116	135	568
2008	Total	339	124	133	596
	Devedores	3	3	8	14
	Não devedores	336	121	125	582
2009	Total	341	112	127	580
	Devedores	1	3	7	11
	Não devedores	340	109	120	569

A distribuição entre devedores e não devedores no ano n reporta ao cruzamento do conjunto de todas as empresas constantes da base de dados da IES com os da base de dados das dívidas instauradas no ano n+1 de montante superior a € 100.000, considerando-se assim um hiato de um ano entre os rácios e a constituição das dívidas.

Da análise deste quadro retira-se que, neste sector de actividade, cerca de 55% das empresas, em cada ano de 2006 a 2009, foram classificadas como microentidades, e que em relação ao conjunto dos devedores, em cada período, estas representam 20%, 38%, 21% e 9% respectivamente.

Refira-se ainda a propósito que, da consulta da base de dados, integrados neste sector (CAE 25734), verifica-se que a sua *localização* geográfica, é 74% instaladas entre as regiões da Marinha Grande e Oliveira de Azeméis, e 26% dispersas pelo país, com especial incidência nas regiões de Leiria, Aveiro, Alcobaça, Lisboa e Porto (Gráfico 1).

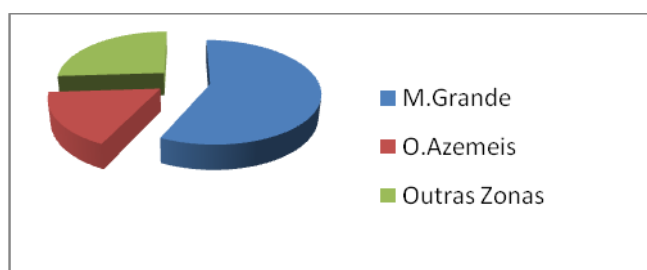


Gráfico 1- Zonas Geográficas da Distribuição das Empresas

3.2.2 Da Demonstração de Resultados e do Balanço (dados IES)

Tendo por base as demonstrações financeiras dos anos de 2006, 2007, 2008 e 2009 caracterizámos de forma genérica as empresas que exercem esta actividade e patente nas rubricas de Volume de Negócios, Resultados Líquidos e Capital Próprio, tendo em conta os valores agregados, considerados para a totalidade das empresas constantes dos dados originais, abaixo apresentados:

3.2.2.1 O Balanço

O Balanço é um instrumento contabilístico onde é demonstrada a situação económico/financeira das empresas, num determinado momento de tempo. O Balanço avalia o valor da empresa, mas não demonstra o seu resultado apenas o apresenta em valor total. O seu objectivo é detectar eventuais desvios entre o desempenho estimado e o real, e ainda pode servir de base a projecções sobre o seu desempenho futuro.

Deste modo a análise comparada de Balanços torna-se indispensável para obter uma visão global das empresas, pelo que foi constituído um Balanço agregado¹ do conjunto das empresas que constituem o sector de actividade objecto do presente estudo, por ano e pelo acumulado dos quatro anos. Da referida tabela extraiu-se o seguinte resumo dos valores totais do balanço:

Tabela 3 – Valores Totais do Balanço Agregado (Resumo)

Rubricas	ANO -2006	ANO-2007	ANO-2008	ANO-2009	2006 a 2009
Total do Activo	735.462.939,18	807.065.240,35	825.878.924,73	792.133.342,76	3.160.540.447,02
Total do Capital Próprio	196.868.318,81	208.830.087,38	212.864.454,74	217.555.588,97	836.118.449,90
Total do Passivo	538.594.620,37	598.235.152,97	613.014.469,99	574.577.753,79	2.324.421.997,12
T. do C. Prop e Passivo	735.462.939,18	807.065.240,35	825.878.924,73	792.133.342,76	3.160.540.447,02

¹ VD – Anexo I

Na análise sumária ao Balanço agregado verifica-se um reforço dos valores médios do capital próprio nos anos de 2006 a 2009 proveniente de prestações suplementares. Em termos agregados também se pode verificar que, as dívidas de terceiros de curto prazo em média são muito superiores às dívidas de longo prazo. Quanto às dívidas a terceiros de curto prazo, também em média são muito superiores às dívidas de longo prazo.

Relativamente aos Suprimentos efectuados verifica-se um aumento dos valores médios todos os anos, conforme se discrimina:

Tabela 4 – Suprimentos dos sócios às empresas

ANO	2006	2007	2008	2009
VALOR	2.921.707,48	4.592.515,95	4.917.203,55	5.384.694,00

Considera-se suprimentos os empréstimos, feito pelos sócios às empresas por um determinado período de tempo e com carácter de permanência (mais de um ano), quando estas se encontram em dificuldades de tesouraria. Na actual conjuntura em que as empresas têm dificuldades acrescidas na realização de meios líquidos indispensáveis ao cumprimento das suas obrigações, o recurso aos suprimentos é uma fonte imediata de financiamento.

3.2.2.2 Demonstração de Resultados

A Demonstração de Resultados é uma demonstração financeira de carácter obrigatório, que pretende dar uma visão económica - financeira das empresas, mostrando a forma como se atingiram os resultados num determinado período de tempo especificando os custos e os proveitos nesse mesmo espaço de tempo. Para se obter uma visão global foi construída uma Demonstração de Resultados² para cada ano conforme abaixo se discrimina:

² VD – Anexo II

Tabela 5 – Demonstração de Resultados Agregados

Rubricas	ANO 2006	ANO 2007	ANO 2008	ANO 2009
Proveitos	566.605.369,75	595.341.679,37	618.029.512,52	535.000.408,80
Custos	567.759.221,49	585.205.863,54	609.112.746,26	530.366.319,93
IR do Exercício	3.343.948,80	4.509.710,88	4.550.086,96	3.881.388,88
Result. Liq. Exercício	-4.497.800,54	5.626.104,95	4.336.678,30	752.699,99

3.2.2.3. Valor Acrescentado Bruto

O valor acrescentado bruto (VAB) das empresas é uma análise fundamental para quem está a governar uma empresa ou um país, exprime a riqueza criada ao longo de um período, e diz quem são os grupos que dela beneficiam (a empresa, os accionistas, os trabalhadores, os credores e o Estado), podendo ser determinado segundo duas ópticas:

- Óptica da Produção³: o VAB determina-se deduzindo ao valor bruto da produção o custo das matérias-primas de outros consumos no processo produtivo;
- Óptica da Distribuição⁴: o VAB determina-se pelo somatório de todos os montantes que são distribuídos pela empresa via salários, encargos financeiros, impostos e lucros como a remuneração dos intervenientes no processo produtivo.

No quadro seguinte é apresentado o VAB médio de todas as empresas constantes da amostra nacional para os exercícios de 2006 a 2009:

Tabela 6 – Valor Acrescentado Bruto

Ano	2006	2007	2008	2009
Valor	236.745.171,71	249.597.168,89	253.268.111,55	232.734.324,94

Nas empresas em análise verifica-se um acréscimo de riqueza, do ano de 2006 para o de 2008, porém deve ser tido em conta o peso dos custos financeiros e a comparação da evolução dos salários e da inflação.

³ VD – Anexo III

⁴ VD – Anexo III

Capítulo IV: Base de Dados Amostra e Metodologia

4.1. Caracterização da Base de Dados

A selecção da amostra foi realizada com base numa listagem de contribuintes com dívidas fiscais superiores a €100 000, e uma base de dados, proveniente da recolha dos campos da Informação Empresarial Simplificada (IES) e da Declaração modelo 22 de IRC, dos anos 2006 a 2009, respeitante a contribuintes com actividade no sector de Fabricação de Moldes Metálicos - CAE 25734, que foram fornecidas pela Direcção-Geral dos Impostos (DGCI).

Os dados foram directamente fornecidos pela DGCI, pelo que são dados secundários porque não recolhidos pelo investigador. Estas bases de dados foram obtidas com números de identificação mascarados de modo a garantir a confidencialidade dos dados das empresas,

Tabela 7 – Empresas CAE 25734

ANO	2006	2007	2008	2009
Nº EMPRESAS C/ACTIVIDADE	587	589	596	580
Nº EMPRESAS C/ DIVIDAS	25	21	14	11

Fonte DGCI

4.2. Caracterização da Amostra

Foi efectuado o tratamento da amostra reportada no ponto 4.1, uma vez que os indicadores financeiros obtidos através dos dados originais apresentavam valores que não permitiam a sua comparabilidade.

Reformularam-se os dados de acordo com os seguintes parâmetros: a) Os contribuintes que não apresentavam valores na generalidade dos rácios, foram

expurgados, considerando-se que estavam inactivos; b) Os contribuintes que não apresentavam valores apenas em alguns rácios, ficaram na amostra.

Posteriormente, de modo a definir o perfil adequado para uma selecção de alvos de acções de inspecção, consideraram-se na amostra apenas os devedores com dívidas iguais ou superiores a € 100 000 codificados com “1”, e os restantes contribuintes codificados com “0”.

Após a reformulação dos dados, ficamos com uma amostra reduzida para o total dos 4 anos de 2179 empresas com actividade, e 69 destas empresas com dividas, conforme se descreve no quadro abaixo, mas com a probabilidade de a sua análise ser aplicada com elevado grau de confiança.

Tabela 8 – Empresas do CAE 25734 Após Reformulação de Dados

ANO	2006	2007	2008	2009
Nº EMPRESAS C/ACTIVIDADE	549	552	543	535
Nº EMPRESAS C/ DIVIDAS	25	21	13	10

4.3 Metodologia

4.3.1 Selecção das Variáveis

A selecção dos rácios a utilizar neste estudo teve por base a utilização dos vários estudos publicados sobre esta matéria em revistas financeiras. Assim, Com base na amostra foi elaborada a construção de rácios económico - financeiros, recolhidos a partir dos estudos de Altman(1974,1984,2005),e Brandão (2008) tendo como objectivo proceder á análise do perfil das empresas do sector criando uma base de dados que será utilizada nas duas metodologias que prevêm a probabilidade de as empresas entrarem em incumprimento fiscal antes da situação se verificar: regressão “logit” ” e análise discriminante.

Rácios Económico-Financeiros

Brandão (2008)

Indicadores de Liquidez

Estes indicadores mostram se a empresa tem capacidade de honrar os seus compromissos em curto e longo prazo.

- Liquidez Geral: este rácio indica em que medida o passivo de curto prazo está coberto por activos que se esperam ser convertidos em meios financeiros líquidos num período correspondente ao vencimento das dívidas a curto prazo. Logo quando o seu valor é superior a um é frequentemente assumido que a empresa possui uma boa situação financeira no curto prazo. Contudo, deve-se ter em consideração o TMR e o TMP.

-Liquidez Reduzida: o rácio da liquidez reduzida mostra a clara capacidade da empresa para, sem grandes riscos, ser capaz de solver os seus compromissos a curto prazo, devendo ser o seu valor normalmente inferior a um.

Indicadores de Rentabilidade

-Rentabilidade das Vendas e Prestação de Serviços

-Rentabilidade da Produção (Estes dois primeiros rácios medem a capacidade de exploração em gerar uma margem líquida)

No caso de uma empresa industrial deve ser utilizado de preferência este rácio em vez do anterior.

-Rentabilidade do Activo (Return on Asset – ROA):o indicador de rentabilidade do activo procura relacionar os resultados antes de impostos e encargos financeiros com o activo total da empresa.

-Rentabilidade Financeira (Return on equity – ROE): a rentabilidade dos capitais próprios analisa a remuneração que eles geram. Este indicador deve ser analisado através dos seguintes rácios: EP – Earning Power, ROA, ROE, que vão aferir o modo como a empresa remunera os capitais investidos. Quanto ao EP se for maior que i ($EP > i$) i (custo de capital alheio) -significa que o acréscimo da dívida melhora a rentabilidade dos capitais próprios da empresa .

Indicadores de Estrutura ou Endividamento

Os rácios de endividamento procuram dar indicações sobre o grau de intensidade de recurso a capitais alheios no financiamento de uma empresa.

- Autonomia Financeira: este rácio exprime em que medida o Activo está a ser financiado por capitais próprios e alheios. O seu valor deve situar-se entre nos 25% e os 30%.

- Regra do Equilíbrio Financeiro Mínimo: este rácio estuda a estrutura de capitais de uma empresa e analisa a relação entre as dívidas e os capitais próprios. Deve ser igual ou superior a um ($\Rightarrow 1$), isto é os capitais próprios e as dívidas a terceiros a médio e longo prazo devem no mínimo ser iguais ao montante do activo fixo.

Indicadores de Actividade

- Tempo Médio de Recebimento (TMR): é o rácio que mede a celeridade com os seus clientes com que os clientes costumam pagar as suas dívidas

- Tempo Médio de Pagamento (TMP): é o rácio que mede a celeridade com que a empresa costuma pagar as suas dívidas aos fornecedores.

- Fundo de Maneio (FM): é a parte dos capitais permanentes que não é absorvido no financiamento do imobilizado líquido e que conseqüentemente, vai fazer face às necessidades do financiamento do ciclo de exploração. Logo, os capitais utilizados pela empresa no financiamento dos seus activos devem ter um período de disponibilidade igual ou superior ao período de permanência na empresa. Assim, quanto maior for o valor do fundo de maneio, maior será a probabilidade de que a empresa esteja apta a realizar meios financeiros líquidos. Porém, a empresa também consegue sobreviver com fundo de maneio negativo, tudo depende do seu ciclo de exploração dos tempos médios de recebimento, de pagamentos e da duração das existências.

Rácios de Altman

Para além dos rácios acima referidos, foram também utilizados os rácios de Altman (2005), que de acordo com a revisão bibliográfica deste autor, existem outras variáveis indicativas da ocorrência de incumprimento, pelo que, pela sua relevância para a obtenção de resultados no âmbito deste estudo, também foram trabalhados e estão descritos na tabela 9.

Tabela 9 – Identificação das Variáveis de Altman

Variáveis Independentes Relacionadas com a Liquidez	FM/ACT.TOTAL(=X1), FM= Fundo de Maneio
Variáveis Independentes Relacionadas com a Rentabilidade	RL/ACT.TOTAL (=X2) RL=RESULTADOS RETIDOS EBIT/ACT.TOTAL (=X3), onde EBIT = Resultado Antes de Impostos e Taxas V.P.S/ACT.TOTAL(=X4), onde V.P.S.=Vendas e Prestação de Serviços
Variáveis Independentes Relacionadas com a Estrutura ou Endividamento	CAP.PROP/PASS.TOTAL (=X5), onde CAP.PROP.= Capitais Próprios e PASS.TOTAL= Passivo Total

X1-Este rácio mede o activo liquido em relação á dimensão da empresa. É o componente do Z-score. Uma empresa que apresenta repetidamente perdas operacionais sofrerá geralmente uma redução no fundo de maneio, relativamente ao seu activo total.

X2- Este rácio é uma componente do Z-score que informa até que ponto a empresa reinveste os seus ganhos em si própria.

X3 – Este rácio é uma medida de eficiência operacional. Reconhece os ganhos operacionais como a chave para uma viabilidade duradoura da empresa.

X4 – Este rácio mede a capacidade dos activos da empresa de gerarem vendas. É uma medida de facturação que varia de uma actividade para outra.

X5 – Este rácio dá a indicação de quanto os activos de uma empresa podem diminuir em valor, antes que as dividas excedam os activos.

4.3.2 Os Modelos

A análise ao incumprimento fiscal é um tema que cada vez desperta mais interesse aos diversos agentes económicos e em especial á Administração Fiscal, porque vai permitir atempadamente um alerta sobre a situação financeira das empresas, e conseqüentemente a probabilidade de as empresas devedoras entrarem em mora ao Estado.

Foi a partir da década de 60 que começaram a surgir os primeiros estudos sobre o incumprimento, aplicando-se técnicas estatísticas para obter modelos de previsão que permitissem dar indicações sobre a probabilidade de incumprimento, Beaver (1996).

Desde o trabalho de Beaver (1996) vários métodos tem sido utilizados: análise discriminante, logit, probit, redes neuronais, entre outros modelos.

O objectivo deste trabalho foi utilizar um método que fosse prático e com bons resultados, pelo que utilizamos as duas metodologias mais testadas: análise discriminante e o modelo “logit”.

A análise discriminante e a regressão logística enquadram-se na classe de métodos estatísticos multivariados de dependência, uma vez que relacionam um conjunto de variáveis independentes com uma variável dependente, Sharma (1996); Hair e tal.,(1998).

Porém para que se possa considerar válidos os resultados da análise discriminante é necessário a suposição de existir ma normalidade multivariada, ou seja este método necessita que as variáveis independentes cumpram algumas condições como serem normalmente distribuídas.

Segundo Ferrando & Blanco (1998), uma das vantagens do modelo logit, prende-se com o facto de admitir que as variáveis independentes possam ser categóricas, permitindo que as variáveis explicativas não se reduzam unicamente a rácios económicos e financeiros ou variáveis métricas, possibilitando desta forma a utilização de informação não financeira ou qualitativa.

Na aplicação destes modelos, a constituição da amostra de 2179 observações foi realizada para quatro anos, 2006 a 2009, verificando-se uma distribuição bastante homogénea dessas mesmas observações⁵. Utilizaram-se os quatro anos em conjunto, tendo em conta Dyreng (2008), que defende que para se calcular a capacidade das empresas, devem ser utilizados vários exercícios uma vez que os valores de um ano podem ser afectados por eventos isolados.

⁵ VD – Anexo IV

4.3.2.1 Modelo de Regressão Logit

A regressão logística tem como objectivo produzir, a partir de um conjunto de observações, um modelo que permita a predição de valores tomados por uma variável de resposta dicotómica, com dois resultados, frequentemente binária, a partir de uma série de variáveis explicativas, que podem ser de natureza quantitativa e qualitativa.

Atendendo à nossa variável dependente, irá ser utilizado o modelo de regressão logística para discriminar entre empresas cumpridoras e devedoras (incumpridoras), já que do ponto de vista estatístico tem sido considerado por diversos autores como um método apropriado às características de previsão de incumprimento.

A este propósito cita-se a obra de Cramer (1991) onde se procede a uma introdução aos modelos “logit” tratando-os como um standard para modelos de escolha qualitativa. Assim como o estudo do economista Theil (1969), que procedeu à generalização do modelo “logit” para mais de dois grupos.

Este método usa a função logit. e é útil para modelar a probabilidade de um evento ocorrer, fornecendo valores entre 0 ou 1, permitindo, assim, determinar a probabilidade de ocorrência de incumprimento fiscal.

Sendo definida a equação de regressão linear:

$$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_k x_k,$$

Sendo: x – rácios financeiros ; i – número de observações ; β – coeficientes de regressão – parâmetros desconhecidos que traduzem as relações causa/efeito entre as variáveis explicativas e a variável explicada, ou seja, reflectem o impacto das variáveis explicativas na probabilidade de uma empresa ser “devedora” ou “cumpridora”.

A probabilidade de incumprimento (qualidade de ser devedor) de uma empresa é representada por:

$$f(z) = \frac{e^z}{e^z + 1} = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Em que a variável z é a medida da contribuição total das variáveis independentes. Ou seja,

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_{1,i} + \dots + \beta_k x_{k,i})}}$$

Os coeficientes de regressão são calculados por um método de máxima verosimilhança. Depois de se construir o modelo, é necessário determinar se o comportamento deste se aproxima razoavelmente dos dados. A Regressão Logística Binária utiliza a estatística de Hosmer- Lemeshow (2000) para determinar a qualidade do ajuste. Este teste divide os casos em decils com base nas probabilidades previstas e calcula o qui-quadrado com base nas frequências observadas e esperadas. Então, o valor da probabilidade (p) é calculado a partir da distribuição do qui-quadrado com 8 graus de liberdade para testar o ajuste do modelo logístico. Se o valor de prova da estatística for maior que 0,05, o modelo apresenta qualidade de ajustamento, pois não rejeitamos a hipótese nula de que não há diferença entre os valores observados e modelos de previsão, o que implica que o modelo de ajuste estima os dados com um nível aceitável. A estatística de Hosmer-Lemeshow (2000) indica um mau ajuste se o valor de significância, ou de prova, for inferior a 0,05.

O teste Omnibus aos coeficientes do modelo apresenta níveis de significância pelo método tradicional do qui-quadrado e é uma alternativa ao teste de Hosmer-Lemeshow (2000). Este método testa se o modelo com os preditores é significativamente diferente do modelo com apenas a constante. O teste global pode ser interpretada como um teste da capacidade de todos os preditores no modelo para estimar a resposta (dependente) variável. A constatação de um valor de prova significativa (inferior a 5%) corresponde a uma conclusão de que há ajuste adequado dos dados ao modelo, o que significa que pelo menos um dos indicadores está significativamente relacionado com a variável resposta.

Quanto aos resultados do modelo, a estimativa do parâmetro B resume o efeito de cada variável de previsão ou independente. A relação do coeficiente B com o erro padrão ao quadrado é a estatística de Wald. Se o nível de significância da estatística de Wald é menor que 0,05, então a variável independente associada ao parâmetro é significativa para o modelo, pois rejeita-se a hipótese nula, de acordo com as hipóteses seguintes:

H0: $\beta_i = 0$, a variável associada ao parâmetro não é significativa para o modelo.

H1: $\beta_i \neq 0$, a variável associada ao parâmetro é significativa para o modelo.

Se o valor de prova para a estatística Wald for superior a 5%, a variável independente associada ao parâmetro não é significativa para o modelo.

Os valores dos coeficientes são utilizados para fazer previsões. O significado de um coeficiente de regressão logística não é imediato, como o de um coeficiente de regressão linear. O valor de $\text{Exp}(B)$ é mais fácil interpretar. representa o valor esperado para a razão de mudança na probabilidade de ocorrência do acontecimento de interesse, quando a variável de previsão aumenta em uma unidade.

Por exemplo, se $\text{Exp}(B)$ para uma variável é 0.700, pelo que quando o valor da variável é igual a 2, a probabilidade de ocorrer o acontecimento de interesse é 70,0% da probabilidade do mesmo ocorrer quando o valor da variável é igual a 1, mantendo-se as restantes variáveis constantes.

Quando a variável independente não é significativa, não podemos afirmar que a sua variação tenha qualquer influência sobre a variável dependente.

A estatística R- quadrado não pode ser calculada exactamente para modelos de regressão logística binomial, pelo que se determinam pseudo aproximações ao quadrado, sendo que valores mais elevados das estatísticas do pseudo r-quadrado indicam que mais da variação é explicada pelo modelo, até um máximo de 100%.

4.3.2.1 Análise Discriminante

A análise discriminante é uma metodologia estatística que nasce nos anos 30 (Fisher, 1936) tendo desde aí sido desenvolvidos vários trabalhos ou monografias, nomeadamente, Altman, Edward I., “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, 23, 4, 1968.

Altman utilizou a análise multivariada (análise discriminante) de forma a ultrapassar problemas de inconsistência relacionados com a análise univariada e avaliar um perfil financeiro mais completo das empresas. O desenvolvimento do seu modelo teve por base uma amostra de 66 empresas industriais (33 solventes e 33 insolventes), que entraram com pedido de insolvência no período decorrido entre 1946 e 1965.

Analizou 22 rácios financeiros, dos quais seleccionou cinco por serem os que melhor prevêm, em conjunto, a insolvência de uma empresa. As variáveis foram classificadas em cinco categorias de rácios: liquidez, rentabilidade, alavancagem solvência e actividade.

Obteve a seguinte função discriminante:

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

A análise discriminante foi a técnica estatística que predominou durante muitos anos, nos estudos de modelos de previsão de insolvência, efectuados por muitos autores, mas em grande parte desses estudos os autores apontavam para a violação dos dois pressupostos fundamentais da análise discriminante quando aplicada à previsão da insolvência, em que as variáveis independentes seguem uma distribuição normal e tem que haver igualdade das matrizes de variância e covariância entre os grupos.

Sendo a análise discriminante uma técnica de estatística multivariada cujos objectivos é, a identificação das variáveis que melhor diferenciam ou discriminam entre dois ou mais grupos de indivíduos estruturalmente diferentes e mutuamente exclusivos. A utilização destas variáveis serve para criar uma função “discriminante”, que representa as diferenças entre os grupos.

Assim, se tivermos um vector $(p \times 1)$ de variáveis aleatórias \mathbf{x} gerado por uma de duas funções de densidade $h_1(\cdot)$ ou $h_0(\cdot)$, o objectivo é classificar uma observação do vector \mathbf{x} num dos dois grupos. Torna-se habitual definir uma variável de controle y que assume o valor 1 quando a observação é gerada por $h_1(\cdot)$ e o valor 0 quando esta provem do universo definido por $h_0(\cdot)$. Dada uma amostra de n observações do vector \mathbf{x} e da variável y procura-se, no quadro de um conjunto de hipóteses relativamente restrito, definir a “melhor” função discriminante, isto é, a função das observações do vector \mathbf{x} que “melhor” permite separar os dois grupos.

A partir destas hipóteses, a análise discriminante linear consiste então em encontrar a combinação linear das variáveis incluídas no vector \mathbf{x} (acrescida de um termo independente) que melhor permita discriminar entre as duas populações que compõem a amostra.

Para definir esta combinação linear recorre-se a um vector \mathbf{a} de dimensão $(p \times 1)$ de tal forma que o problema p dimensional passa a ser analisado em termos uni - dimensionais através do “score” de cada observação que se define por $z_i^* = \mathbf{a}' \mathbf{x}_i$

Em termos práticos este “score” é corrigido pela introdução de um termo independente que se destina a corrigir o ponto de separação entre os dois grupos (em caso de equiprobabilidade marginal na amostra) para que este passe a ser o valor 0.

Estimados os parâmetros, facilmente se define o valor da função discriminante para cada uma das n observações que compõem a amostra fazendo

Na abordagem clássica Fisher maximizava

$$\Delta = \frac{[\mathbf{a}'(\mu_1 - \mu_0)]^2}{\mathbf{a}'\Sigma\mathbf{a}}$$

verificando-se que o maximizante é vem dado por

$$\mathbf{a} = \Sigma^{-1}(\mu_1 - \mu_0)$$

Como não conhecemos, a matriz Σ e os vectores μ_1 e μ_0 temos de recorrer a uma estimação pelo método da máxima verosimilhança, o que faz com que:

$$\hat{\mu}_0 = \bar{\mathbf{x}}_0$$

$$\hat{\mu}_1 = \bar{\mathbf{x}}_1$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \left\{ \sum_{i=1}^n y_i (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_1)(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_1)' + \sum_{i=1}^n (1 - y_i) (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_0)' \right\}$$

sendo $\bar{\mathbf{x}}_1$ o vector com a média amostral das variáveis discriminantes para a subpopulação 1 (e de forma semelhante se interpreta $\bar{\mathbf{x}}_0$)

Estimados os parâmetros, facilmente se define o valor da função discriminante para cada uma das n observações que compõem a amostra fazendo

$$\mathbf{a}'\mathbf{x}_i = (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_0)' \hat{\Sigma}^{-1} \mathbf{x}_i$$

Contudo, o comportamento óptimo da análise discriminante assenta em dois pressupostos fundamentais: por um lado, qualquer das sub-populações tem distribuição normal e, por outro, as matrizes de variâncias/covariâncias nas diferentes sub-populações são iguais.

Muito embora apenas se consiga garantir as propriedades da metodologia no quadro destas hipóteses, é inegável que a análise discriminante é aplicada em muitas situações em que a não verificação destas mesmas hipóteses é uma certeza, não existindo mesmo, em muitos casos, a preocupação de se avaliar as consequências que daí podem advir.

Em termos teóricos, a não igualdade das matrizes de variâncias/covariâncias pode ser ultrapassada pela análise discriminante quadrática, muito embora esta última mostre uma vulnerabilidade bastante maior do que a análise discriminante linear à violação da hipótese de não normalidade, razão pela qual ela raramente é utilizada em estudos de índole mais aplicada.

A análise discriminante permite-nos então encontrar um modelo para a variável qualitativa (devedor) com base na sua relação com as outras variáveis quantitativas, descobrindo a melhor combinação linear das variáveis independentes, tendo como objectivo maximizar a separação entre os grupos.

Assim, através da utilização do modelo encontrado poderemos através dos rácios económico-financeiros de uma empresa não incluída na amostra, classificá-la num dos grupos de risco que definimos inicialmente como de “incumpridores” (devedores), ou “cumpridores” (não devedores).

Nos cálculos efectuados na análise discriminante através da utilização do SPSS foi criada adicionalmente uma variável (validate) que assumiu os valores 1 e 0, seguindo a distribuição de Bernoulli com probabilidade $p = 0,7$, o que significa que 70% das empresas terão validate = 1, e serão usadas para criar a função discriminante, sendo os restantes 30% das empresas usados para validação do modelo.

Capítulo V: Resultados

Neste capítulo irão ser evidenciados os principais resultados obtidos da análise univariada e multivariada, que irão permitir, por um lado, conhecer o perfil das empresas do sector “Fabricação de Moldes Metálicos – CAE 25734” e, por outro lado, prever com antecedência a probabilidade do incumprimento fiscal das empresas, facultando, deste modo, atempadamente a intervenção da Administração Fiscal ou outras entidades interessadas.

5.1. Análise Univariada

5.1.1 DOS Rácios

Como já foi referido anteriormente, apesar das limitações, os rácios são muito importantes para a elaboração do diagnóstico financeiro das empresas que se baseia no triângulo da liquidez, estrutura financeira e rentabilidade (Brandão 2008).

Assim, efectuámos um estudo das medidas de estatística descritiva verificadas no sector em estudo – “CAE 25734 – Fabricação de Moldes Metálicos” , com referência aos anos de 2006, a 2009, onde foram seleccionados os indicadores considerados de maior relevância que foram analisados.

5.1.1.1 Indicadores de Estrutura ou Endividamento

Da análise destes rácios sobressai a grande amplitude existente entre os valores máximos e mínimos e desvios padrão elevados, o que evidencia grande dispersão das observações com valores distantes da média. No entanto, em média, verifica-se que neste sector de actividade o valor mínimo de autonomia financeira e a regra de equilíbrio financeiro mínimo são cumpridos.

Autonomia Financeira: Este rácio está relacionado com a estrutura financeira das empresas e exprime a relação entre os capitais próprios e o activo, dando a medida em que o activo está a ser financiado por capitais próprios e por capitais alheios. O seu valor mínimo deve situar-se entre os 25% e os 30%. Quando inferior a 25% as empresas deverão recorrer a prestações suplementares que figuram na situação líquida e não são remunerados. Como podemos verificar através do gráfico nº4 a percentagem das prestações suplementares acompanha o aumentam da autonomia financeira inferior a 25%.

Regra do Equilíbrio Financeiro Mínimo: Este indicador, corresponde à relação entre os capitais permanentes (capitais próprios+passivo de m/l prazo) e o imobilizado. É indicado que este rácio seja igual ou superior a 1, sendo as médias do sector o que implica que os capitais próprios e as dívidas a terceiros a médio e longo prazo são no mínimo iguais ao montante do activo fixo.

Tabela 10 - Indicadores de Estrutura ou Endividamento

ANO	AUTONOMIA FINANCEIRA				PREST.
	<25%	[25% ,30%[>30%	#DIV#	SUPLEMENT
2006	54,46%	8,56%	36,80%	0,18%	31,50%
2007	55,80%	8,90%	35,30%	0%	31,90%
2008	51,57%	8,30%	40,13%	0%	27,62%
2009	49,00%	8,40%	42,60%	0%	28,60%

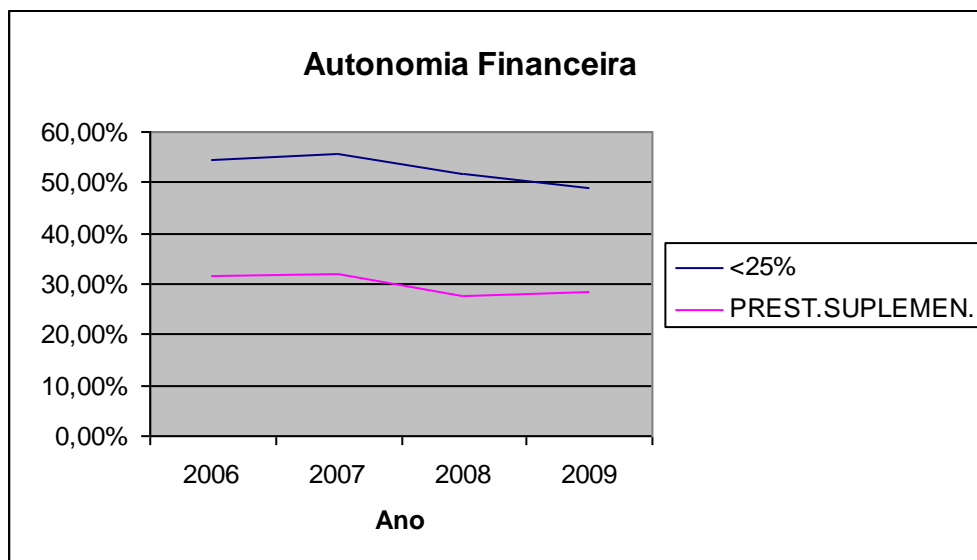


Gráfico 2 - Autonomia Financeira

Regra do Equilíbrio Financeiro Mínimo: Este indicador, corresponde à relação entre os capitais permanentes (capitais próprios+passivo de m/l prazo) e o imobilizado. É indicado que este rácio seja igual ou superior a 1, sendo as médias do sector são de 45,17%, 52,90%, 54,32% e 57,2%, para os anos de 2006, 2007, 2008 e 2009 respectivamente, pelo que implica que os capitais próprios e as dívidas a terceiros a médio e longo prazo são no mínimo iguais ao montante do activo fixo.

Tabela 11 – Regra de Equilíbrio Mínimo Financeiro

ANO	VALOR MEDIO DAS EMPRESAS =>1
2006	45,17%
2007	52,90%
2008	54,32%
2009	57,20%

5.1.1.2 Indicadores de Rentabilidade

Ao analisarmos os indicadores de rentabilidade verifica-se, através do rácio de rentabilidade de produção, que a capacidade de gerar margem líquida em média é negativa, assim como a rentabilidade do activo (ROA) que relaciona os resultados antes dos impostos e encargos financeiros, com o activo total das empresas, também é negativa em 2006 e 2009 (Tabela 10)

Tabela 12 – Média dos Indicadores de Rentabilidade

ANO	RENTAB. DA PRODUÇÃO	ROA	ROE	EP
2006	-0,04	-0,01	0,08	0,02
2007	-0,17	0,04	0,00	0,07
2008	-0,05	0,04	0,01	0,27
2009	-0,16	-0,01	-0,04	0,18

5.1.1.3 Indicadores de Liquidez

Estes indicadores indicam em que medida as empresas estão em condições de cumprir com as suas obrigações de natureza financeira no curto prazo. Da leitura destes rácios apurados para o sector, verifica-se que a Liquidez Geral (LG) se apresenta com um rácio bastante positivo, pois que é superior a 1 em cada ano, o que indicia que em termos médios as empresas do sector possuem uma boa situação financeira no curto prazo, considerando que no seu cálculo temos o activo circulante no numerador e o passivo de curto prazo no denominador. Porém, este rácio não deve ser analisado de “per si”, mas conjugando também com outros rácios, como sejam o ciclo de exploração da empresa e os tempos médios de recebimento e pagamento, e fundo de maneio. Pelo que se verifica que as empresas com um fundo maneio negativo têm uma diminuição do tempo médio de recebimento e um aumento do tempo médio de pagamento (Tabela 13 ,14, e Gráfico 3).

Tabela 13 – Indicadores de Liquidez e Actividade

ANO	LIQUIDEZ GERAL	TEMPO MEDIO RECEBIMENTO		TEMPO MEDIO DE PAGAMENTO	
	>=1	<=90 DIAS	>90 DIAS	<=90DIAS	>90DIAS
2006	54,00%	22,77%	77,23%	3,10%	96,72%
2007	45,30%	16,11%	81,84%	3,26%	96,56%
2008	55,25%	19,70%	80,29%	3,50%	95,76%
2009	58,50%	19,44%	80,56%	3,93%	96,00%

ANO	LIQUIDEZ REDUZIDA	TEMPO MEDIO RECEBIMENTO		TEMPO MEDIO DE PAGAMENTO	
	<1	<=90 DIAS	>90 DIAS	<=90 DIAS	>90DIAS
2006	65,60%	22,77%	77,23%	3,10%	96,72%
2007	64,13%	16,11%	81,84%	3,26%	96,56%
2008	61,69%	19,70%	80,29%	3,50%	95,76%
2009	62,05%	19,44%	80,56%	3,93%	96,00%

TABELA 14 –Fundo Maneo

ANO	2006	2007	2008	2009
Valores negativos %	45,72%	45,29%	44,38%	41,12%

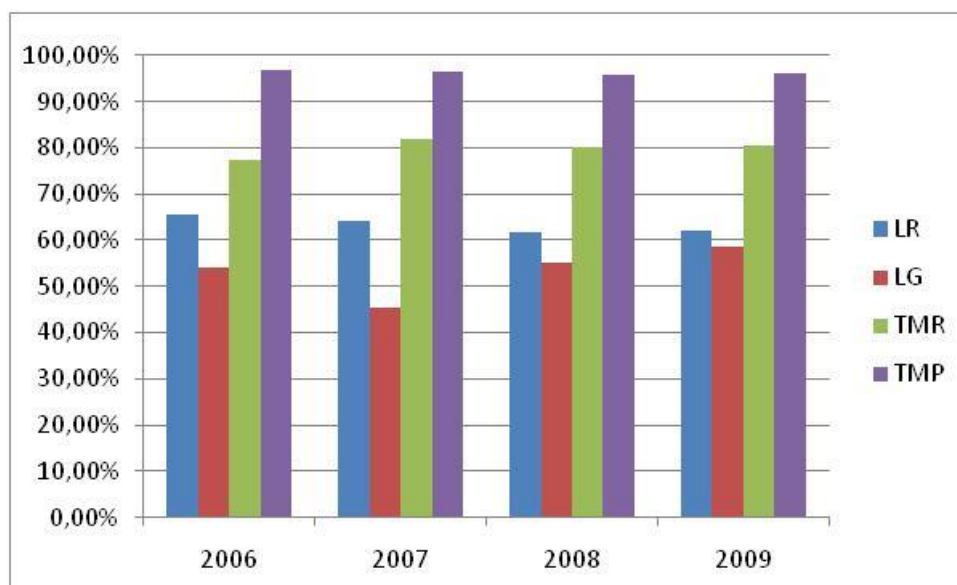


Gráfico 3 - Indicadores de Liquidez e Actividade

5.2 Análise Multivariada

Com base na amostra e nas variáveis seleccionadas de acordo com o referido no capítulo anterior foram obtidos os seguintes resultados da análise discriminante e da regressão *logit*.

5.2.1 Modelos De Regressão Logística

5.2.1.1. Modelo *Rácios Económico - Financeiros* ⁶

Com a aplicação do modelo logit, verificam-se 2123 casos válidos, que correspondem a 97,4% da amostra, devido à existência de 56 casos com “missing values”.

Esta aplicação inicialmente foi efectuada a todos indicadores considerados de maior relevância conforme mencionado no capítulo IV e posteriormente pelo facto de existir um grande número de variáveis não significantes para o modelo, procedemos à selecção apenas das variáveis significantes para o modelo, utilizando um procedimento automático de selecção das variáveis significantes para o modelo, pelo método backward, baseada no teste de Wald.

Relativamente a todos os indicadores obteve-se:

$$\eta_i = -4,008 - 0,87\text{LiqGeral} + 0,109\text{Liq.Reduzida} + 0,188\text{Rent.Vend.e Prest.Serv.} \\ + 0,095\text{Rent.Produção} + 13,505\text{EarningPower} - 13,008\text{ROA} - 0,010\text{ROE} - 1,004\text{Auton.} \\ \text{Financeira}$$

Os erros padrões dos estimadores são os seguintes: LiqGeral(0,361) Liq.Reduzida(0,377) Rent.Vend.ePrest.Serv.(0,152) Rent.Produção (0,047) EarningPower (3,656) ROA(3,586) ROE(0,034) Auton.Financeira (0,219)

Estes elementos estão evidenciados em conformidade com a seguinte tabela:

⁶ VD – Anexo IV

Tabela 15 - Estimativas dos Parâmetros

	bi	s(bi)	Wald	gl	p	Exp(b)
Liq. Geral	-,087	,361	,058	1	,810	0,916817
Liq. Reduzida	,109	,377	,084	1	,772	1,115549
Rent.Vend.ePrest.Serv	,188	,152	1,534	1	,215	1,20697
Rent. Produção	,095	,047	4,091	1	,043	1,099384
Earning Power	13,505	3,656	13,642	1	,000	733305,4
ROA	-13,008	3,586	13,158	1	,000	2,24E-06
ROE ano N	-,010	,034	,080	1	,778	0,990432
Auton. Financeira	-1,004	,219	20,965	1	,000	0,366404
REFM	,000	,000	,008	1	,928	0,999999
TMR	,000	,000	4,938	1	,026	1,000263
TMP	,000	,000	,535	1	,464	1,000008
Fundo Maneio	,000	,000	25,796	1	,000	0,999999
Constant	-4,008	,248	261,693	1	,000	0,018179

O modelo mostra-se globalmente significativo com base no teste do rácio de verosimilhança evidenciado na tabela seguinte:

Tabela 16 - Teste Omnibus aos Coeficientes do Modelo

	Qui-quadrado	gl	Valor de prova
Step	93,700	12	,000
Block	93,700	12	,000

Este teste pode ser interpretado como um teste da capacidade de todos os preditores no modelo para estimar a resposta (dependente) variável, em que um valor de prova significativa (inferior a 5%) corresponde a uma conclusão de que há ajuste adequado dos dados ao

modelo. O valor de prova é 0,0%, inferior a 5%, pelo que podemos agora concluir que o modelo se ajusta adequadamente aos dados, em termos da existência de variáveis com capacidade preditora.

Com base no modelo *logit* obteve-se um resultado de 96,9%, de casos correctamente classificados conforme se evidencia na tabela 18, não se tendo verificado diferenças nas capacidades preditivas do modelo da selecção automática das variáveis.

Tabela 17 -Classificações (ilustra os resultados práticos da utilização do modelo)

DIVIDAS	Estimados		Percentagem
	DIVIDAS		
	Sem dívida	Com dívida	Correcta
Sem dívida	2051	3	99,9
Com dívida	62	7	10,1
			96,9

5.2.1.2. Modelo - Rácios de Altman

Para este modelo,⁷ verificam-se 2176 casos válidos, que correspondem a 99,9% da amostra, devido à existência de 3 casos com *missing value*.

Neste caso também se procedeu à selecção inicialmente de todas as variáveis e de seguida apenas das variáveis significantes, de modo a afinar as estimativas dos seus parâmetros, utilizando um procedimento automático de selecção das variáveis significantes para o modelo, pelo método backward, baseada no teste de Wald.

Relativamente a todos os indicadores obteve-se:

$$\eta_i = -2,364 - 0,455 \text{FM/ACT.TOTAL} + 0,015 \text{RESULT.RET./ACT.TOTAL} - 0,301 \text{EBIT/ACT.TOTAL} - 1,684 \text{CAP.PROPRIOS/PASS.TOTAL} - 0,974 \text{V.P.S/ACT.TOTAL}$$

⁷ VD – Anexo V

Os erros padrões dos estimadores são os seguintes: FM/ACT.TOTAL(0,230)
 RESULT.RET./ACT.TOTAL(0,036);EBIT/ACT.TOTAL(0,301);CAP.PROPRIOS/PASS.TOTAL(0,506) V.P.S/ACT.TOTAL (0,311)

Estes elementos estão evidenciados em conformidade com a seguinte tabela:

Tabela 18 - Estimativas dos Parâmetros

	bi	s(bi)	Wald	gl	p	Exp(b)
FM/ACT.TOTAL	-,455	,230	3,914	1	,048	,634
RESULT.RET./ACT.TOTAL	,015	,036	,167	1	,683	1,015
EBIT/ACT.TOTAL	-,301	,527	,326	1	,568	,740
CAP.PRORIOS/PASS.TOTAL	-1,684	,506	11,092	1	,001	,186
V.P.S/ACT.TOTAL	-,974	,311	9,802	1	,002	,377
Constant	-2,364	,250	89,651	1	,000	,094

O modelo mostra-se globalmente significativo com base no teste do rácio de verosimilhança evidenciado na tabela seguinte:

Tabela 19 - Teste Omnibus aos Coeficientes do Modelo

	Qui-quadrado	gl	Valor de prova
Step	75,409	5	,000
Block	75,409	5	,000

Neste teste o valor de prova é 0,0%, inferior a 5%, pelo que podemos concluir que o modelo se ajusta adequadamente aos dados, em termos da existência de variáveis com capacidade preditora.

Com base no modelo *logit* obteve-se um resultado de 96,9%, de casos correctamente classificados conforme se evidencia na tabela 20, não se tendo verificado diferenças nas capacidades preditivas do modelo da selecção automática das variáveis.

Tabela 20 – Classificações (ilustra os resultados práticos da utilização do modelo)

Estimados			
DIVIDAS	DIVIDAS		Percentagem Correcta
	Sem dívida	Com dívida	
Sem dívida	2106	1	100
Com dívida	66	3	4,3
			96,9

5.2.2 Análise Discriminante

No estudo da análise discriminante, existem p variáveis e 2 grupos, é possível estabelecer $m = 1$ função discriminante D combinação linear das 24 variáveis:

$$D = w_1 \cdot X_1 + w_2 \cdot X_2 + \dots + w_p \cdot X_p$$

em que w_1, w_2, \dots, w_p , são os coeficientes da função discriminante. Este tipo de análise é fortemente influenciada pela amplitude das variáveis, que não devem ter amplitudes muito diferentes.

Dos resultados obtidos que se encontram no anexo VI E VII será efectuada uma análise detalhada que expomos de seguida.

5.2.2.1 Modelo – Rácios Económico - Financeiros⁸

Define-se como variável dependente a Dívida (incumprimento fiscal); e como variáveis independentes os rácios em estudo. Para este modelo, verificam-se 2123 casos válidos, que correspondem a 97,4% da amostra, devido à existência de 56 casos com missing values.

O modelo ensaiado mostrou-se válido, se comparado com a discriminação por escolha aleatória, tendo-se obtido uma estatística de Lambda de Wilks de 0,916, a que corresponde

⁸ VD – Anexo VI

um valor observado para a estatística do qui-quadrado com 12 graus de liberdade de 185,281, o que leva a rejeitar a hipótese nula de o desempenho do modelo ser equivalente a uma escolha aleatória, podendo concluir-se que o poder discriminante da função é estatisticamente significativo.

Tabela 21 - Teste Lambda de Wilk

Função	Wilks' Lambda	Qui-quadrado	g.l.	Valor de prova
1	,916	185,281	12	,000

Pelo teste da igualdade das médias revela -se o potencial de cada variável antes da criação do modelo. Sendo o nível de significância superior a 0,1 a variável pouco contribui para o modelo. Na tabela seguinte pode-se verificar que, as variáveis que mais contribuem são: Rent. Produção, Earning Power, ROA, Auton. Financeira, TMR, TMP e Fundo Maneio.

Tabela 22 - Teste à Igualdade das Médias

	Wilks' Lambda	F	GI1	GI2	Valor de prova
Liq. Geral	,999	1,811	1	2121	,179
Liq. Reduzida	,999	1,283	1	2121	,257
Rent.Vend. e Prest.Serv.	1,000	,734	1	2121	,392
Rent. Produção	,998	5,052	1	2121	,025
Earning Power	,994	12,046	1	2121	,001
ROA	,993	15,694	1	2121	,000
ROE, ano N	1,000	,244	1	2121	,621
Auton. Financeira	,942	131,227	1	2121	,000
REFM	1,000	,099	1	2121	,753
TMR	,997	7,021	1	2121	,008
TMP	,996	8,957	1	2121	,003
Fundo Maneio	,985	32,691	1	2121	,000

Da tabela dos coeficientes normalizados retira-se que as variáveis com maior poder explicativo são as que apresentam maior valor absoluto, e que são Earning Power, ROA e Auton. Financeira. Por outro lado, na matriz de estrutura evidencia a correlação entre cada variável e a função discriminante, e temos a ordem das variáveis em conformidade com a sua capacidade explicativa. Da sua leitura concluiu-se que a variável que apresenta maior poder explicativo, é Autonomia Financeira seguido da variável de Fundo de Maneio.

Tabela 23 - Coeficientes da Função Discriminante e Coeficientes Estruturais

Variável	Coeficientes da função discriminante standardizados	Variável	Coeficientes estruturais
Liq. Geral	0,005	Auton. Financeira	0,822
Liq. Reduzida	-0,13	Fundo Maneio	0,41
Rent.Vend. e Prest.Serv.	0,27	ROA	0,284
Rent. Produção	-0,508	Earning Power	0,249
Earning Power	-3,214	TMP	-0,215
ROA	3,078	TMR	-0,19
ROE, ano N	0,01	Rent. Produção	-0,161
Auton. Financeira	0,812	Liq. Geral	0,097
REFM	0,006	Liq. Reduzida	0,081
TMR	-0,149	Rent.Vend. e Prest.Serv.	0,061
TMP	-0,092	ROE, ano N	-0,035
Fundo Maneio	0,297	REFM	0,023

Foi então obtida a seguinte tabela de classificação de resultados:

Tabela 24 – Classificações (dos resultados práticos da utilização do modelo)

		Estimados		
		DIVIDAS		
	DIVIDAS	Sem dívida	Com dívida	Total
Frequência	Sem dívida	1899	155	2054
	Com dívida	40	29	69
Porcentagem	Sem dívida	92,5	7,5	100
	Com dívida	58	42	100

. Da análise da tabela de classificação de resultados verifica-se assim que, 90,8% dos casos foram classificados correctamente. Posteriormente utilizou-se a selecção automática das

variáveis significantes das empresas escolhidas aleatoriamente para estimar o modelo tendo sido 91% classificado correctamente.

Do ponto de vista da Administração Fiscal, o erro mais gravoso é o erro tipo I, que consiste em estimar no grupo dos não devedores empresas que reúnem as condições de devedores. O erro tipo II, menos grave, consiste em estimar no grupo dos devedores empresas não devedoras, evidenciando sinais de alerta para empresas em relação às quais os mesmos não se justificam.

Deste modo verifica-se, na primeira classificação do modelo em relação às empresas escolhidas para validar o modelo, o erro tipo I cometido foi 58% e o erro tipo II de 7,5%, constatando-se, por isso, que as empresas efectivamente devedoras que foram estimadas como tal ascendem a 42%. Estes resultados não sendo os ideais, atendendo aos condicionalismos existentes, poder-se-ão considerar satisfatórios. Quanto á selecção automática das variáveis significantes das empresas escolhidas aleatoriamente para estimar o modelo, o erro tipo I cometido foi de 66,7% e o erro tipo II, de 7,2%, tendo sido estimadas as empresas efectivamente devedoras em 33,3%

5.2.2.2 Modelo - Rácios de Altman⁹

Define-se como variável dependente a Dívida (incumprimento fiscal); e como variáveis independentes os rácios em estudo. Para este modelo, verificam-se 2176 casos válidos, que correspondem a 99,9% da amostra, devido à existência de 3 casos com missing values.

O modelo ensaiado mostrou-se válido, se comparado com a discriminação por escolha aleatória, tendo-se obtido uma estatística de Lambda de Wilks de 0,959, a que corresponde um valor observado para a estatística do qui-quadrado com 5 graus de liberdade de 90,539, o que leva a rejeitar a hipótese nula de o desempenho do modelo ser equivalente a uma escolha aleatória, podendo concluir-se que o poder discriminante da função é estatisticamente significativo. O nível de significância baixo indica capacidade de separação superior ao acaso.

⁹ VD – Anexo VII

Tabela 25 - Teste Lambda de Wilk

Função	Wilks' Lambda	Qui-quadrado	g.l.	Valor de prova
1	,959	90,539	5	,000

Pelo teste da igualdade das médias revela -se o potencial de cada variável antes da criação do modelo. Sendo o nível de significância superior a 0,1 a variável pouco contribui para o modelo. Na tabela seguinte pode-se verificar que, as variáveis que menos contribui é Cap.Prorios/Passivo Total .

Tabela 26 - Teste à Igualdade das Médias

	Wilks' Lambda	F	GI1	GI2	Valor de prova
FM/ACT. TOTAL	,968	71,612	1	2174	,000
RESULT. RET./ACT.TOTAL	,993	14,713	1	2174	,000
EBIT/ACT. TOTAL	,995	11,350	1	2174	,001
CAP. PRORIOS/PASS. TOTAL	1,000	,066	1	2174	,797
V. P. S./ACT. TOTAL	,995	9,902	1	2174	,002

Da tabela dos coeficientes normalizados retira-se que as variáveis com maior poder explicativo são as que apresentam maior valor absoluto, e que são FM/Act.Total, V.P.S./Act. total Por outro lado, na matriz de estrutura evidencia a correlação entre cada variável e a função discriminante, e temos a ordem das variáveis em conformidade com a sua capacidade explicativa. Da sua leitura concluiu-se que a variável que apresenta maior poder explicativo, é FM/Act.Total seguido da variável de Result. Ret. /Act. Total. (Tabela 27)

Tabela 27 - Coeficientes da Função Discriminante e Coeficientes Estruturais

	Coeficientes da		Coeficientes
FM/ACT. TOTAL	,816	FM/ACT. TOTAL	,880
RESULT. RET./ACT.TOTAL	,171	RESULT. RET./ACT.TOTAL	,399
EBIT/ACT. TOTAL	,171	EBIT/ACT. TOTAL	,350
CAP. PRORIOS/PASS. TOTAL	-,011	V. P. S./ACTI TOTAL	,327
V. P. S./ACTI TOTAL	,474	CAP. PRORIOS/PASS. TOTAL	,027

Foi então obtida a seguinte tabela de classificação de resultados:

Tabela 28 – Classificação (dos resultados práticos da utilização do modelo)

		Estimados		
		DIVIDAS		
		Sem dívida	Com dívida	Total
Frequência	Sem dívida	1693	414	2107
	Com dívida	34	35	69
Percentagem	Sem dívida	80,4	19,6	100
	Com dívida	49,3	50,7	100

Da análise da tabela de classificação de resultados verifica-se assim que, 79,4% dos casos foram classificados correctamente. Posteriormente utilizou-se a selecção automática das variáveis significantes das empresas escolhidas aleatoriamente para estimar o modelo tendo sido 78,1% classificado correctamente.

Deste modo verifica-se, na primeira classificação do modelo em relação às empresas escolhidas para validar o modelo, o erro tipo I cometido foi 49,3% e o erro tipo II de 19,6%, constatando-se, por isso, que as empresas efectivamente devedoras que foram estimadas como tal ascendem a 50,7%. Estes resultados não sendo os ideais, atendendo aos condicionalismos existentes, poder-se-ão considerar satisfatórios. Quanto á selecção automática das variáveis significantes das empresas escolhidas aleatoriamente para estimar o modelo, o erro tipo I cometido foi de 50,7% e o erro tipo II, de 20,9%, tendo sido estimadas as empresas efectivamente devedoras em 49,3%.

Neste modelo em relação ao anterior (rácios económico-financeiros) verifica-se uma ligeira diminuição de “erro tipo I”, que é aquele que acarreta maiores custos para a Administração Fiscal. Acresce que se verifica também, uma diminuição da percentagem de empresas devedoras que foram correctamente classificadas

5.3 Análise Crítica Aos Resultados

Em termos globais o modelo *logit* com a formulação efectuada apresenta um desempenho semelhante ao obtido com a análise discriminante. No entanto, a percentagem de casos com previsões correctas não é um critério suficiente para análise da capacidade de previsão de um modelo, sendo necessário ponderar a análise custo/benefício da sua utilização e da classificação correcta ou incorrecta de uma empresa, tendo em conta os diferentes pesos que têm os erros de Tipo I e de Tipo II já referenciados, pois os primeiros erros têm um custo efectivo muito superior aos segundos, ou seja, do ponto de vista da Administração Fiscal é muito mais grave estimar que uma empresa é normal quando vai entrar em incumprimento do que prever que a empresa é não cumpridora quando afinal é normal.

Os aspectos fundamentais que ressaltam destes resultados são, que embora os modelos não satisfaçam completamente apresentam taxas de previsão aceitáveis, e que essa capacidade de previsão está subjacente ao facto de a listagem de devedores nacionais abrangerem dívidas superiores a €100 000 (Devedor=1), reportadas á data da instauração de processos de execução fiscal (ou seja de constituição de dividas coercivas) no ano n+1 a que reportam os rácios apurados, pelo que seria importante obter não só um nível mais baixo de dívida, como também uma base de dados das empresas efectivamente não devedoras.

Capítulo VI: Conclusão

Neste estudo foi avaliada a problemática do incumprimento fiscal das empresas inseridas no sector de actividade “Fabricação de Moldes Metálicos – CAE25734”. O principal objectivo foi criar um modelo de previsão que permita identificar os possíveis devedores antes de os mesmos entrarem em incumprimento. Esta previsão torna-se cada vez mais importante quer no desenvolvimento de economia quer para a Administração Fiscal que actuando atempadamente contribui para uma diminuição da *fraude e evasão fiscal*.

Este trabalho, teve em conta os resultados de diversos estudos sobre a previsão do incumprimento (Wilson (2009), Lisowsky, P.(2010), Dyreng (2008)). Foi analisada uma base de dados fornecidos pela DGCI que tornou possível efectuar análise univariada (indicadores financeiros) e análises multivariada. Foram construídos modelos estatísticos que permitiram prever a probabilidade de incumprimento das empresas ou seja separar as empresas em dois grupos distintos face ao risco de se poder vir a tornar “incumpridor” (devedor) fiscal.

A metodologia utilizada, consistiu em várias fases, procedendo-se inicialmente á análise do perfil das empresas do sector e posteriormente á criação de uma função estatística que permite separar as empresas em termos do seu grau de risco de incumprimento, utilizando-se o software SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) para a criação dos modelos de Regressão Logit e a Análise Discriminante. Concluindo-se que ambos os modelos são válidos, identificando as variáveis significativas para explicar o facto de ter ou não dívida. Verificando-se também, que a função estatística criada permite melhorar o conhecimento das empresas devedoras produzindo atempadamente sinais de alerta sobre a previsão do risco de incumprimento.

Os resultados alcançados referem-nos que os modelos estimados em relação às empresas do sector de actividade da “Fabricação de Moldes Metálicos – CAE25734”. Apresentam uma capacidade preditiva da previsão do risco de incumprimento fiscal de 90,8% nos modelos de rácios económico-financeiros , de 79,4% nos rácios de Altman através da análise discriminante e de 96,9 % em ambos os rácios com o modelo logit.

A investigação que se efectuou ajuda a criar sinais de alerta sobre o incumprimento fiscal, bem como a produzir informações sobre o posicionamento de cada empresa devedora, sendo edificante quer para a Administração Fiscal, quer para os restantes credores e accionistas (ou sócios) e, dessa forma, para a economia em geral. Classificar as empresas em função do seu grau de risco permite que a Administração Fiscal desenvolva um conjunto de princípios para as empresas com características de risco semelhantes, bem como permite estimar de forma mais adequada a probabilidade de uma empresa vir a entrar em incumprimento.

A realização deste estudo permitiu elaborar o diagnóstico financeiro das empresas do sector e perceber o seu perfil, identificando os dados das suas demonstrações financeiras, quais os seus principais indicadores, analisados do ponto de vista das medidas estatísticas mais relevantes.

Em face desta evidência, e tendo em conta que a DGCI tem vindo a efectuar esforços de forma a que se verifique uma maior equidade no sistema fiscal, institucionalizando, através de diversos diplomas, medidas de considerável alcance contra fraude e evasão fiscal. Um desses decretos não permite a concessão e manutenção de benefícios fiscais, que representam uma significativa despesa fiscal, a quem não cumpra as respectivas obrigações no domínio tributário. Em termos de perspectivas futuras para combater e prevenir o incumprimento fiscal, é de extrema importância que se efectue novas investigações a nível estatístico, sendo fundamental que se obtenha bases de dados tão completas quanto possível e que retratem fidedignamente todas as operações da população quer em termos do número de variáveis utilizadas, quer na proporção entre a população e a amostra. E nesse sentido, após o tratamento dos dados que a Administração Fiscal possui, devem ser realizadas acções inspectivas às empresas, aplicando os modelos estatísticos: regressão logit e análise discriminante, conseguindo assim uma mais rápida e eficaz actuação contra a previsão do risco de incumprimento fiscal.

Este trabalho contribui para uma melhor percepção do alcance e domínio das técnicas de previsão e combate do incumprimento fiscal através da Regressão Logit e Análise Discriminante

Bibliografia

Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, 23, 4, 589-609.

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

Altman, E. & Sabato, G.(2005), *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market*. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=872336>

Altman Edward I. e Sabato, Gabriele (2007), "Modeling Credit Risk for SMEs –Evidence from the US Market", *ABACUS – A Journal of Accounting, Finance and Business Studies*.

Balcaen, S., H.Ooghe (2004), "Alternative Methodologies in Studies on Business Failure: Do They Produce Better Results Than the Classical Statistical Methods?", *Universiteit Gent, Faculteit Economie en Bedrijfskunde*, June, w.p. 249.

Brandão, Elísio (2008). *Finanças 5ª Edição, Edição do Autor*

Beaver, W. (1967), "Financial ratios predictors of failure", *Journal of Accounting Research, Supplement to Vol. 4*.

Classificação Portuguesa de Actividades Económicas. Revisão 3, aprovada pelo Decreto-Lei nº 381/2007, de 14 de Novembro

Cox, D. R.& Snell, E. J. (1989). *The Analysis of Binary Data (2nd Edition)*. Chapman and Hall, London.

Cramer, J.S. (1991), *An Introduction to the Logit Model for Economists*, Edward Arnold, London.

Desai, M., Dharmapala, D. (2006). "Corporate Tax Avoidance and High-Powered Incentives". *Journal of Financial Economics* 79, 145 – 179.

Dillon, W.R. and Goldstein, M. (1984), *Multivariate Analysis. Methods and Applications*, John Wiley & Sons, New-York.

Dória, António Sampaio. (1970) “A evasão fiscal legítima: conceito e problemas, in conceito e problemas, in *Ciência e Técnica Fiscal* n°143 Lisboa Ministério das Finanças.

Dyreg, S., Hanlon, M., Maydew, E. (2008) “.Long-Run Corporate Tax Avoidance”. *The Accounting Review* 83,61-82.

Fisher, R. (1936), “The Use Of Measurements In Taxonomic Problems”, *Annals of Eugenics*, 7, 176-184.

Frank, M. M L. Lynch and S. Rego. (2009) “tax aggressiveness and its relation to aggressive financial reporting” *the Accounting Review* 84: 467-496

Gomes, J. S. (1988) *Industria de moldes em Portugal trajetórias empresariais de sucesso. GEPE, Ministério da Economia*

Hosmer, D. W. & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression* (2nd Edition). John Wiley & Sons, New York.

IRN(2010) *Portal Estatístico de Informação Empresarial*
www.estatisticaempresariais.mp.pt, acessado 26 de Setembro 2010

Jameson. *A practical guide to creative accounting*. London: Kogan Page, 1988.

James R. Hines, Jr. & Eric M. Rice,(1994). "Fiscal Paradise: Foreign Tax Havens and American Business," *NBER Working Papers* 3477, National Bureau of Economic

Lisowsky, P. (2010) “Seeking Shelter: Empirically Modeling Tax Shelters Using Financial Statement Information”, *The Accounting Review*, Vol.85, n° 5.

Maroco, João (2007), “Análise Estatística com Utilização do SPSS”, 3^a Edição, Edições Sílabo, Lisboa

McFaden, D. (1976), “A Comment on Discriminant Analysis versus Logit Analysis”, *Annals of Economic and Social Measurement*, 5, 511-524.

Magalhães A. B. *Introdução do Processo de Fabrico Tecnologia da Fundação* Capitulo I 14/09/2009 “Sebenta do Departamento de Engenharia Mecânica e Gestão Industrial da FEUP”

Minnick, K. & Noga, T. (2010) “Do Corporate Governance Characteristics Influence Tax Management?”, *Journal of Corporate Finance* doi: 10.1016/j.jcorpfin.2010.08.005

Nagelkerke, N. J. D. (1991). "A note on a general definition of coefficient of determination". *Biometrika*. 78: 691-692

Neves, J.C. (1997). *Análise Financeira: Métodos e Técnicas (10ª Ed.)*, Texto Editora, 320, Lisboa.

Neves J.C., Silva J.A. (1998) "Análise do Risco de Incumprimento: na perspectiva da Segurança Social

Ohlson, J.A. (1980), "Financial Ratios and the Probability of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.

Taffler R.J. (1984), "Empirical Models for the Monitoring of UK Corporations", *Journal of Banking and Finance*, 8, 199-227.

Whittington, G. (1980), "Some Basic Properties of accounting Ratios", *Journal of Business Finance and Accounting*, (Summer 1980), 219-223

Wilson, R.2009. An examination of corporate tax shelter participants. *The Accounting Review*, Vol.84, nº 3, 969-999