

**MODELO DE PREVISÃO DE
RISCO DE INCUMPRIMENTO FISCAL:
ESTUDO DO SECTOR DE ACTIVIDADE
“PROMOÇÃO IMOBILIÁRIA – CAE 41100”**

por

José Vitorino Quelhas Ferreira

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 Elísio Fernando Moreira Brandão

Setembro de 2011

ÍNDICE

| | |
|--|------|
| Agradecimentos..... | ix |
| Resumo..... | xi |
| Abstract..... | xiii |
| 1. Introdução..... | 1 |
| 2. Revisão da Literatura/Investigações relacionadas com o tema | 5 |
| 2.1 A importância da previsibilidade do risco de incumprimento | 5 |
| 2.1.1 Análise Univariada | 5 |
| 2.1.2 Análise Multivariada..... | 6 |
| 2.2 Outros trabalhos de investigação relacionados | 9 |
| 2.3 Críticas aos modelos clássicos de previsão de incumprimento | 10 |
| 3. Caracterização do sector de actividade e empresas | 13 |
| 3.1. Caracterização do sector de actividade “Promoção Imobiliária – CAE 41100” | 13 |
| 3.2 Caracterização das empresas do sector | 13 |
| 3.2.1 Número de empresas, classificação da dimensão, e dívidas fiscais..... | 14 |
| 3.2.2 Da Demonstração de Resultados e do Balanço (dados IES)..... | 16 |
| 3.2.2.1 Demonstração de resultados | 16 |
| 3.2.2.2 Do Balanço | 17 |
| 3.2.2.3 O Valor Acrescentado Bruto médio de todas as empresas (VAB).... | 18 |
| 3.2.2.4 Do Fundo de Maneio (FM) | 19 |
| 3.2.2.5 Earnings Before Interest and Taxes (EBIT) | 19 |
| 3.3. Dos rendimentos fiscais e tributação | 20 |
| 4. Base de dados, amostra e metodologia | 23 |
| 4.1 Caracterização da base de dados | 23 |
| 4.2 Definição de “incumpridor” | 24 |
| 4.3 Caracterização da amostra | 25 |
| 4.4 Metodologia | 26 |
| 4.4.1 Selecção de Variáveis | 26 |
| 4.4.2 Os Modelos..... | 27 |
| 4.4.2.1 Análise Discriminante | 28 |
| 4.4.2.2 Modelo Logit | 31 |
| 5. Resultados | 35 |
| 5.1. Análise univariada | 35 |
| 5.1.1 Dos Rácios | 35 |
| 5.1.1.1. Indicadores de liquidez | 36 |
| 5.1.1.2. Indicadores de Rentabilidade..... | 37 |

| | |
|---|----|
| 5.1.1.3. Indicadores de Estrutura ou Endividamento | 38 |
| 5.2 Análise Multivariada | 38 |
| 5.2.1 Análise Discriminante | 39 |
| 5.2.1.1 Modelo estimado para o Ano de 2007 | 39 |
| 5.2.1.2 Modelo estimado para o Ano de 2009 | 41 |
| 5.2.2. Modelo Logit | 43 |
| 5.2.2.1 Ano de 2007 | 43 |
| 5.2.2.2 Ano de 2009 | 44 |
| 5.3 Análise crítica aos resultados | 44 |
| 6. Conclusões | 47 |
| Referências Bibliográficas | 49 |
| ANEXOS: | 51 |
| ANEXO I – Medidas de Estatística Descritiva – Ano de 2007..... | 51 |
| ANEXO II – Medidas de Estatística Descritiva – Ano de 2008..... | 52 |
| ANEXO III– Medidas de Estatística Descritiva – Ano de 2009..... | 53 |
| ANEXO IV – Resultados da Análise Discriminante – Ano 2007..... | 54 |
| ANEXO V – Resultados da Análise Discriminante – Ano 2009..... | 60 |
| ANEXO VI – Resultados do Modelo Logit – Ano de 2007..... | 68 |
| ANEXO VII – Resultados do Modelo Logit – Ano de 2009..... | 74 |

INDICE DE TABELAS

| | |
|--|-----------|
| Tabela 1: N.º de Empresas – CAE 41100..... | 14 |
| Tabela 2: Classificação das empresas | 15 |
| Tabela 3: N.º Empresas com dívidas instauradas | 15 |
| Tabela 4: Demonstração de resultados | 16 |
| Tabela 5: Distribuição dos Resultados Líquidos do Exercício | 17 |
| Tabela 6: Balanço do conjunto das empresas dos anos de 2007 a 2009 | 17 |
| Tabela 7: Balanço VAB médio das empresas do sector | 18 |
| Tabela 8: Fundo de Maneio médio | 19 |
| Tabela 9: EBIT médio do sector | 19 |
| Tabela 10: Dados das declarações de rendimentos (modelo 22 de IRC) | 20 |
| Tabela 11: IES/Decl.Mod.22 – Número de empresas | 23 |
| Tabela 12: Distribuição dos “incumpridores” | 24 |
| Tabela 13: Redução inicial da base de dados | 25 |
| Tabela 14: Análise Multivariada – Constituição da amostra | 25 |
| Tabela 15: Definição de Variáveis | 27 |
| Tabela 16: Médias dos principais rácios do sector | 36 |
| Tabela 17: Análise discriminante – Resultados da classificação do ano de 2007.... | 40 |
| Tabela 18: Análise discriminante – Resultados da classificação do ano de 2009.... | 42 |
| Tabela 19: Modelo logit – Resultados da classificação – Ano de 2007..... | 43 |
| Tabela 20: Modelo logit – Resultados da classificação – Ano de 2009..... | 44 |

*À Fernanda,
Inês e Diogo,
Memória do meu Pai
Minha família,
Meus amigos.*

A todos os que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho

Agradecimentos

Antes de mais importa referir que este trabalho só foi possível realizar graças á colaboração e disponibilidade da instituição onde desenvolvo a minha actividade profissional, a Direcção-Geral das Contribuições e Impostos, e em particular aos Exmos. Senhores Director Geral dos Impostos, Prof. Dr. José António Azevedo Pereira, e Sub-Director Geral Dr. José Maria Pires, pelo empenho 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 á sua elaboração

Gostaria de agradecer em particular aos meus orientadores, Prof. Dr. António de Melo da Costa Cerqueira, e Prof. Dr. Elísio Fernando Moreira Brandão, sem a ajuda dos quais, assim como sem os seus valiosos ensinamentos, incentivos, compreensão, e acompanhamento, este trabalho não teria sido concretizado.

Expresso ainda o meu agradecimento ao Prof. Dr. Francisco Vitorino, e a todos os restantes professores que me transmitiram e ampliaram conhecimentos no decorrer da parte curricular do Mestrado e da Pós-Graduação em Finanças e Fiscalidade que frequentei na EGP - FEP.

Por último agradeço também aos meus colegas do curso de Mestrado que de uma forma directa ou indirecta contribuíram para que concluísse esta dissertação.

A todos, um grande BEM HAJAM.

Resumo

Um dos maiores problemas que se colocam às autoridades tributárias, nomeadamente no caso português, é o combate á fraude e evasão fiscal que, como se sabe, tem tendência para se agravar em tempos de crise financeira como a que actualmente se verifica a nível nacional e internacional.

Assume, por isso, particular importância para a Administração Fiscal a criação de um “sistema interno de avaliação” das empresas devedoras, que as classifique em função do seu grau de risco de incumprimento ao nível do pagamento dos impostos devidos, de modo a que, atempadamente, possam ser adoptadas as medidas e os procedimentos necessários a assegurar a sua arrecadação.

Neste trabalho estimámos modelos estatístico-económicos, de previsão de risco de incumprimento fiscal, desenvolvidos com base na técnica da análise discriminante e do modelo logit para as empresas integradas no sector de actividade “Promoção Imobiliária – CAE 41100”, e baseado nos rácios e indicadores financeiros das empresas obtidos a partir das declarações fiscais dos anos de 2007 a 2009 e da situação de cumprimento/incumprimento, tendo sido utilizado um conjunto de 9181 observações. Os resultados alcançados com os modelos têm uma capacidade preditiva de 65,3% em 2007 e 62,9% em 2009 através da análise discriminante e de 70,4% e 64,6% com o modelo logit.

Classificação JEL: C51, G32

Palavras-Chave: modelo de previsão de risco de incumprimento, análise discriminante; modelo logit, incumpridores

Abstract

One of the biggest problems faced by tax authorities, particularly in the Portuguese case, is to combat fraud and tax evasion that, as is known, tends to worsen in times of financial crisis like the one that currently exists at national level.

It is, therefore, particularly important for the Tax Administration the creation of an "internal rating system" of the debtor companies, which classifies companies according to their degree of risk of default to the payment of taxes due, so that in due time, necessary procedures and measures can be taken to ensure its collection.

In this paper we estimate a statistical-econometric models, for risk prediction of tax default ,which development is based on the discriminant analysis technique and logit model for companies integrated in the sector of activity "Real Estate Development Services - CAE 41100", and based on the ratios and financial indicators of those firms, obtained from data contained in fiscal declarations of the years 2007 and 2009 and the situation of defaulters/non-defaulters, having used a set of 9181 observations. The results achieved with the models have a predicted capacity of 65,3% in 2007 and 62,9% in 2009 with discriminant analysis and of 70,4% and 64,6% with logit model

JEL Classification: C51, G32

Key-Words: failure prediction model, discriminant analysis, logit model, defaulters

1. Introdução

Esta dissertação tem por objectivo propor um modelo de previsão de “risco de incumprimento fiscal”, ao nível de dívidas fiscais, no âmbito do sector de actividade “PROMOÇÃO IMOBILIÁRIA – CAE 41100”.

A previsão de risco de incumprimento tem sido estudada por vários autores ao longo dos tempos, não sendo porém tais estudos aplicados em relação ao risco de incumprimento fiscal ao nível dos devedores. Dos trabalhos de referência temos que, Neves e Silva (1998) desenvolveram um trabalho que visava a criação de uma função estatística que permitisse separar as empresas em termos do seu grau de risco de incumprimento aplicado á Segurança Social, e Lisowsky (2010) desenvolveu um modelo expandido para explicar a probabilidade de uma empresa utilizar planeamento fiscal abusivo através das suas demonstrações financeiras e declarações fiscais. A nossa contribuição é, a partir destes trabalhos, e aplicando a análise discriminante e o modelo logit aos dados das empresas do sector (em que temos 3065 observações em 2007, 3180 em 2008 e 2936 em 2009) identificar uma função estatística que classifique as empresas em função do seu grau de risco de incumprimento fiscal ao nível do pagamento de impostos, de modo a permitir às autoridades fiscais a identificação daquelas que apresentam um mais elevado risco de se tornarem incumpridoras, possibilitando por isso uma intervenção ex-ante em relação ao início do incumprimento, ou pelo menos em data anterior á da entrada da empresa em situação de incumprimento generalizado, e quiçá mesmo de insolvência.

Com efeito, todos sabemos os efeitos nefastos que se afiguram a um país, ao nível da arrecadação da receita fiscal, que são provocados quando os contribuintes em geral, e as empresas em particular não cumprem com as suas obrigações de pagamento.

De facto, o tema deste trabalho reveste-se de particular importância para a DGCI, já que poderá contribuir para possibilitar á Administração Fiscal planear antecipadamente acções de controlo inspectiva e/ou acções de acompanhamento dos contribuintes de modo a prevenir e evitar que estes entrem em situação de incumprimento e concomitantemente criem dividas que depois sejam incapazes de solver.

Trata-se de uma área de grande interesse mas ainda pouco explorada ao nível da DGCI, pelo que pretendemos com este trabalho, focar e analisar determinados aspectos e condicionantes nos quais se poderão basear futuras investigações.

Os modelos empíricos utilizam técnicas estatísticas para seleccionar os rácios e a ponderação dos mesmos numa função que conduza a uma melhor classificação da empresa no seu grupo de risco. Estas técnicas estatísticas podem ser paramétricas ou não paramétricas. Das técnicas paramétricas destacam-se as análises univariadas e multivariadas. Na análise multivariada as mais utilizadas na análise do risco de crédito são a análise discriminante, o “logit” e o “probit”.

O Modelo LOGIT é um método originário da Econometria e foi aplicado ao presente modelo de previsão de incumprimento fiscal.

Os modelos teóricos são os mais utilizados na prática e baseiam-se na sensibilidade, experiência e conhecimento teórico do analista financeiro. Estes métodos têm a vantagem de fácil e rápida concepção mas, porque a realidade é complexa, a percepção teórica e a sensibilidade do analista pode conduzir a um modelo ineficaz na selecção e classificação das empresas no seu grau de risco. Pior ainda quando, na prática, raramente existe controlo "a posteriori" da eficiência do sistema.

Constata-se que uma parte substancial das empresas que começam por se tornarem incumpridoras ao nível fiscal, vêm a tornar-se insolventes. Assistimos hoje a um cada vez mais elevado número de empresas insolventes, o que acarreta elevados custos sociais, designadamente ao nível do desemprego e de marginalização e exclusão sociais a que estão normalmente associados, para além de elevados custos directos e indirectos. No caso português não é conhecido o valor destes custos, porém, Altman (1984) estimou que estes custos nos EUA seriam de cerca de 20% do valor dos activos da empresa, o que se afigura como bastante significativo.

No nosso estudo, partimos do método dos rácios que, como é sabido, é utilizado com diversas finalidades, nomeadamente, na análise da capacidade de endividamento e da empresa em solver as suas dívidas, na apreciação do desempenho económico-financeiro da gestão, etc.

De facto, é comumente aceite pela generalidade dos analistas, que a informação financeira actual das empresas é uma das bases utilizadas para a previsão de situações

financeiras difíceis em futuro próximo. Os rácios são instrumentos utilizados pelos analistas, entre outros, precisamente para esse efeito. Empresas que evidenciem falta de liquidez, alto grau de endividamento, fraca rendibilidade e dificuldade de transformar lucros em fluxos de caixa são candidatas a tornarem-se incumpridoras ao nível das suas obrigações financeiras, e logo também ao nível fiscal.

Dos estudos empíricos existentes no domínio do risco de incumprimento, verifica-se que utilizam listas de rácios, sem se basearem em qualquer teoria e, por via de métodos estatísticos, procuram seleccionar os que melhor se adaptam às respectivas amostras.

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.

A análise tradicional ou normativa é muito utilizada para análise da gestão de uma empresa específica, nomeadamente, integradas em diagnósticos estratégicos da empresa.

Assim 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 ponderados por rubricas, bem como da identificação das empresas de acordo com o quartil em que os seus resultados líquidos do exercício estão inseridos. Estes elementos foram analisados de modo a perceber o perfil das empresas do sector.

Numa segunda fase, foram identificadas as principais medidas de estatística descritiva, dos anos de 2007 a 2009, nomeadamente, a média, o valor máximo e mínimo e o desvio padrão dos indicadores já referidos, apurados com base nos dados das IES.

Posteriormente, e partindo da base de dados inicial dos anos de 2007 e 2009, foram identificados os outliers relativos a cada rácio. Estes foram subtraídos à referida base inicial, observando-se os resultados das principais medidas de estatística descritiva dos

principais rácios em comparação com as obtidas a partir da base de dados com todos os elementos incluídos.

.Refere-se ainda que este trabalho sofreu de algumas limitações. Desde logo pela dificuldade inicial no acesso à base de dados, pois muito embora nos tivessem sido fornecidos dados da IES da declaração mod. 22 de IRC dos anos 2007 a 2009, estes estavam mascarados em relação ao número de identificação fiscal, o que não permitiu o conhecimento das empresas em causa, e limitou em parte a análise a efectuar.

É imprescindível, por isso, referir a falta de informação quanto à situação de incumpridor (devedor) ou não para as empresas constituintes da população, já que a lista de devedores a que acedemos apenas possui os devedores com dívidas acima dos 10.000€.

Uma limitação dos dados obtidos é que não nos foi possível fazer a distribuição das mesmas por área geográfica, nem caracterizar a sua dimensão pelo número de trabalhadores, uma vez que essa informação não consta das demonstrações financeiras.

Por outro lado, tendo sido tratados dados declarados pelas empresas à administração fiscal, corremos o risco de os mesmos não reflectirem adequadamente a realidade das empresas, em resultado da prática de “contabilidade criativa” (Rosner, 2003).

O estudo está organizado da seguinte forma. A Secção 2 apresenta uma breve revisão da literatura existente, dos trabalhos mais importantes e das suas críticas, referindo-nos também á importância da previsibilidade do risco de incumprimento. Na Secção 3 caracterizámos o sector de actividade em estudo e as empresas nele integradas. Na Secção 4 referimos a base de dados, amostra e metodologia aplicada. A Secção 5 trata dos principais resultados obtidos na previsão do risco de incumprimento fiscal, e na Secção 6 expomos as conclusões referindo os aspectos mais relevantes deste estudo em relação aos resultados obtidos, e apontadas algumas perspectivas para análises futuras num contexto que extravase o âmbito do presente trabalho.

2. Revisão da Literatura/Investigações relacionadas com o tema

Da literatura existente relacionada com esta temática, encontram-se bastantes trabalhos relacionados com metodologias para a análise/previsão do risco de insolvência, e outros com o risco de incumprimento das empresas com a banca, verificando-se ainda a existência de um outro trabalho de análise do risco de incumprimento aplicável á segurança social no caso português, como já referimos

2.1 A importância da previsibilidade do risco de incumprimento

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 estudos pioneiros nesta área, na utilização dos rácios como forma de prever a falência, são de Beaver (1966), com análise univariada, que 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. Diversos estudos posteriores vieram utilizar, como Altman, a análise discriminante.

2.1.1 Análise Univariada

Beaver (1966) analisa a tendência de 7 rácios financeiros, normalmente usados pelos analistas financeiros à época, durante 5 anos antes da falência, através de uma amostra de 79 empresas insolventes, comparando-os com os de outras 79 empresas em situação considerada normal, tendo estas últimas sido seleccionadas fazendo o "matching" por industria, região e dimensão das empresas insolventes da amostra.

Considerou estarem em situação de falência as empresas que: a) haviam passado por um processo de liquidação; b) não cumpriam as obrigações para com obrigacionistas; c) não pagaram dividendos a acções preferenciais; d) tiveram incidentes bancários.

As variáveis utilizadas foram: a) Cash-flow/passivo; b) Resultado Líquido/Activo; c) Passivo/Activo; d)Fundo Maneio/Activo; e) Activo circulante/Passivo circulante; f) (Activo circulante-Existências)/Custos operacionais desembolsáveis

Através da distribuição dos valores encontrados para cada rácio procura identificar o ponto de corte (“cut-off point”) e testa, de seguida, esse ponto de corte, com uma amostra de validação. Beaver (1966) chega a resultados bastante encorajadores com apenas 9% de empresas classificadas incorrectamente.

Concluiu, ainda, que os rácios prevêm melhor a não falência do que a falência e que têm todos a mesma capacidade de previsão de falência, para além de que as empresas em boa situação financeira são estáveis ao longo do tempo, e há uma degradação continuada da situação financeira das empresas em perigo de falência.

2.1.2 Análise Multivariada

A análise discriminante linear, apesar das insuficiências técnicas referidas em vários estudos de aplicação às finanças - como seja o pressuposto de que as variáveis utilizadas para caracterizar os grupos têm distribuição normal, que as matrizes de dispersão (variância-covariância) são iguais para todos os grupos, ou o pressuposto de que os grupos são discretos e identificáveis - é a mais utilizada neste tipo de trabalhos de investigação empírica e a que tem maior utilização na prática, em consequência de três referências fundamentais:

- (i) os trabalhos de Altman nos EUA enquanto precursor na investigação do risco de falência e, posteriormente, pela comercialização deste tipo de informação;
- (ii) Taffler publicou diversas investigações efectuadas no Reino Unido com base nesta mesma técnica e também este tipo de informação passou a ser comercializada;
- (iii) O Banco Central Francês que produz informação sobre o risco das empresas francesas, por sectores de actividade com base na análise discriminante.

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 sub-populações para obterem a função que permite efectuar a discriminação

Altman (1968) 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 que entendeu serem os que melhor identificavam em conjunto, a insolvência de uma empresa. As variáveis foram classificadas em cinco categorias de rácios: liquidez, rentabilidade, alavancagem solvência e actividade, tendo concluído através da função discriminante a que chegou que, se $Z > 2,99$, a empresa é sólida; se $1,81 < Z \leq 2,99$, poderá haver incerteza ou problemas; se $Z \leq 1,81$, há o perigo de falência

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 considera 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

Contudo, por vários autores era referida nestes estudos 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.

Considerando que estes pressupostos eram restritivos Ohlson (1980) utilizou pela primeira vez o modelo Logit no estudo da previsão de insolvência.

As vantagens da metodologia Logit são as de não exigir os pressupostos da MDA e permitir usar amostras não proporcionais.

O conjunto de dados utilizados por Ohlson era composto por 105 empresas insolventes e 2.058 solventes, no período entre 1970 e 1976. Analizou 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.

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.

Altman e Sabato (2010) para prever a probabilidade de uma empresa estar insolvente, utilizaram a regressão logística, com base nas variáveis originais, os cinco rácios de Rentabilidade – Ebitda/Total Assets; Alavancagem – Short term debt/Equity Book Value; Cobertura – Retained Earnings/Total Assets; Liquidez – Cash/Total Assets, e Actividade – Ebitda/Interest Expenses

Lisowsky (2010) no trabalho “Seeking Shelter: Empirically Modeling Tax Shelters Using Financial Statement Information”, o qual constituiu inicialmente a nossa base trabalho, desenvolve e valida, como já referimos anteriormente, 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.

Já Graham e Tucker (2006) se tinham debruçado sobre o mesmo tema, tendo concluído que a existência de Planeamento Fiscal Abusivo está directamente relacionado com: diferenças entre a contabilidade e declarações fiscais; desempenho equiparado a acréscimos discricionários; tamanho da empresa; rendibilidade do activo (ROA - Return on Asset); e rendimentos obtidos no estrangeiro;

Por outro lado Wilson (2009) tratou de expandir o modelo anteriormente desenvolvido por Graham e Tucker (2006), tendo por base a estrutura conceptual do Tresuary (1999) “Withe Paper”, procurando definir as relações directas com o Planeamento Fiscal Abusivo;

2.2 Outros trabalhos de investigação relacionados

Relacionado com o trabalho de pesquisa que efectuámos, Neves e Silva (1998) desenvolveram um projecto de investigação, inovador em Portugal á data, aplicado á Segurança Social, em que basearam a sua metodologia de investigação na criação de uma função estatística que permitisse separar as empresas em termos do seu grau de risco de incumprimento através da análise discriminante ou do modelo “logit”.

Os autores partiram do modelo desenvolvido por Altman (1968), utilizando rácios financeiros de 171 empresas relativos ao ano de 1994, e tomando com critério de discriminação entre empresas “cumpridoras” e “não cumpridoras” a situação das empresas em finais de 1996, utilizando uma amostra constituída por 86 em situação de incumprimento e 85 em situação de cumprimento.

A primeira metodologia utilizada foi a aplicação da análise discriminante, tendo por base os rácios de Altman, tendo obtido uma função discriminante, cujos resultados conduziram a que, através do modelo logit 74,9% dos casos foram correctamente classificados, apesar de se verificar que o sinal obtido para um dos rácios, (no caso $B14A = \text{Equity to Debt Ratio} = \text{Capital Próprio} / \text{Passivo}$) se apresentar negativo, e por isso não ter sentido económico

Posteriormente os autores ensaiaram o modelo com a informação do ano de 1995, estimando o modelo “logit”, tendo chegado a uma função discriminante em que a percentagem de casos correctamente classificados foi de 85%.

A função estatística criada por este trabalho de investigação pretendia servir de instrumento de gestão cuja utilização permitisse:

- i) Melhorar o conhecimento da realidade empresarial devedora da Segurança Social;
- ii) Produzir atempadamente sinais de alerta sobre previsão do risco de crédito; e

- iii) Ser um auxiliar na definição de políticas mais eficientes na gestão do crédito, podendo contribuir de uma forma directa para a redução do número de falências a prazo, de empresas viáveis e, de uma forma indirecta, para a minimização dos problemas criados pelas falências.

Contudo, não temos conhecimento de que tenha alguma vez sido dado sequência a este trabalho.

2.3 Críticas aos modelos clássicos de previsão de incumprimento

No nosso estudo utilizámos modelos centrados na informação contabilística – modelos não estruturais – mormente construídos a partir das técnicas estatísticas análise discriminante e modelo logit.

Existem, contudo, vários problemas associados á utilização destas técnicas que têm sido discutidos e identificados. Neste sentido, Balcaen e Ooghe (2004) realizaram uma ampla revisão da literatura publicada até aí, tendo apontado essencialmente os seguintes problemas:

- i) Dicotomia da variável dependente: a divisão da população em dois grupos de empresas distintos, as que cumprem e as que não cumprem impõe que se defina claramente a noção de incumprimento sob pena de as técnicas estatísticas não serem aplicadas de forma correcta;
- ii) Método de construção da amostra: as técnicas estatísticas baseiam-se no pressuposto da amostra em estudo ser seleccionada aleatoriamente, o que nem sempre se verifica, podendo conduzir por isso a um enviesamento das estimativas dos parâmetros do modelo e da probabilidades de “incumprimento”;
- iii) Selecção e estabilidade das variáveis: a utilização das técnicas de análise discriminante e do modelo logit requer que as relações entre as variáveis sejam estáveis no tempo, sendo que os rácios económico-financeiros são instáveis ao longo do tempo (Richard e Davidson, 1984); por outro lado, sendo a selecção das variáveis a utilizar nos modelos efectuada de forma empírica, considerando-se as que conduzem ao melhor modelo tendo por base critérios estatísticos, pode levar a que os modelos não sejam apropriados para generalização;

- iv) Informação contabilística: sendo utilizada a informação contabilística das empresas existem algumas desvantagens, como seja o facto de a contabilidade não reflectir a verdadeira situação da empresa, face á utilização de “contabilidade criativa”, existência de valores em falta e de valores extremos em algumas variáveis, e a não abrangência de todas as variáveis explicativas do “incumprimento”.

3. Caracterização do sector de actividade e empresas

3.1. Caracterização do sector de actividade “Promoção Imobiliária – CAE 41100”

A actividade de Promoção Imobiliária é a actividade de transformação de imóveis acrescentando valor. De facto são os promotores imobiliários que decidem, impulsionam, e dirigem essa transformação, sendo dinamizadores do investimento e da reconversão de imóveis de todos os tipos.

Contudo, até á presente data, e contrariamente a outras actividades inseridas no sector da construção civil, a actividade de promoção imobiliária não depende de alvará ou licença a conceder pelo Governo, estando porém em estudo/execução, desde há uns anos a esta parte, um Projecto de Regulamentação da Actividade.

A Classificação Portuguesa de Actividades Económicas, Revisão 3, aprovada pelo Decreto-Lei nº 381/2007, de 14 de Novembro, atribui o código CAE 41100 á actividade de “Promoção Imobiliária”, referindo nas sua notas explicativas que: “As actividades de promoção imobiliária consistem em desenvolver, com carácter permanente, programas imobiliários, assumindo os promotores quer o risco financeiro, quer a responsabilidade de condução das operações necessárias á sua execução. A promoção imobiliária consubstancia a reunião dos meios jurídicos, financeiros e técnicos a fim de construir os edifícios ou de implementar nos terrenos as infraestruturas com vista á venda. Os promotores podem intervir quer como donos das obras quer como prestadores de serviços.”

È também aí referido que este código de actividade “Não inclui: Construção de edifícios (41200); Promoção imobiliária por entidades construtoras (41200); Compra e venda de edifícios (68100); Actividades de arquitectura e engenharia (711)”.

3.2 Caracterização das empresas do sector

A caracterização das empresas do sector em estudo foi efectuada a partir dos elementos obtidos a partir das declarações fiscais – IES e decl. Mod. 22 de IRC – e da base de dados referente a dívidas superiores a € 10.000, constituídas entre 2008 e 2010.

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 41100, para as quais eram disponibilizados elementos através da declaração de informação empresarial simplificada era de:

Tabela 1: N.º de Empresas – CAE 41100

| Exercício | 2007 | 2008 | 2009 |
|-----------------------|-------------|-------------|-------------|
| Nº de empresas | 3065 | 3180 | 2936 |

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 sub-populações 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 | Microentidades | Pequenas Entidades | SNC | Total Empresas |
|------|---------------|----------------|--------------------|-----|----------------|
| 2007 | Total | 1.418 | 1.505 | 142 | 3.065 |
| | Devedores | 24 | 105 | 42 | 171 |
| | Não devedores | 1.394 | 1.400 | 100 | 2.894 |
| 2008 | Total | 1.510 | 1.553 | 117 | 3.180 |
| | Devedores | 22 | 129 | 40 | 191 |
| | Não devedores | 1.488 | 1.424 | 77 | 2.989 |
| 2009 | Total | 1.390 | 1.446 | 100 | 2.936 |
| | Devedores | 16 | 97 | 24 | 137 |
| | Não devedores | 1.374 | 1.349 | 76 | 2.799 |

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 € 10.000, 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 49% das empresas, em cada ano de 2007 a 2009, foram classificadas como pequenas entidades, e que em relação ao conjunto dos devedores, em cada período, estas representam 61%, 67% e 49% respectivamente.

Neste sentido, pudemos concluir que o conjunto das pequenas entidades é o mais representativo em cada período, e por isso iremos dedicar o nosso estudo a esta subpopulação.

Refira-se ainda a propósito que, da consulta da base de dados dos devedores nacionais, integrados neste sector (CAE 41100), em 31-12-2010, com dívidas superiores a € 10.000,00, se verifica a seguinte situação:

Tabela 3: N.º Empresas com dívidas instauradas

| Ano Instauração da dívida | N.º de devedores > 10.000€ | Valor em dívida em 31-12-2010 |
|---------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|
| 2008 | 209 | 24.402.532,50 |
| 2009 | 242 | 24.244.640,97 |
| 2010 | 212 | 55.711.131,38 |
| Soma | | 104.358.304,85 |

Verifica-se assim, que as empresas integradas neste sector de actividade com dívidas superiores a € 10.000, cujos processos executivos foram instaurados nos anos de 2008 a 2010, ascendia a € 104.358.305,85 em 31/12/2010.

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

Tendo por base as demonstrações financeiras dos anos de 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 Demonstração de resultados

Da Demonstração de Resultados agregada, por cada ano, de 2007 a 2009, obtivemos os valores totais e médios relativos a cada grande rubrica, de modo a percebermos a realidade do sector:

Tabela 4: Demonstração de resultados

| Rubricas | Ano de 2007 | | Ano de 2008 | | Ano de 2009 | |
|-----------------------------|------------------|-------------|------------------|-------------|------------------|-------------|
| | Valor total | Valor médio | Valor total | Valor médio | Valor total | Valor médio |
| Proveitos | 2.589.089.429,26 | 844.727,38 | 2.280.090.461,61 | 717.009,58 | 1.603.714.894,66 | 546.224,42 |
| Custos | 2.626.907.014,44 | 857.065,91 | 2.917.103.499,18 | 917.328,14 | 1.853.844.115,90 | 631.418,30 |
| IR do exercício | 11.343.406,52 | 3.700,95 | -54.435.121,75 | -17.117,96 | -1.588.265,08 | -540,96 |
| Resultado Líquido Exercício | -49.160.991,70 | -16.039,48 | -582.577.915,82 | -183.200,60 | -248.540.956,16 | -84.652,91 |

Da análise destes elementos concluiu-se que o sector apresenta no período considerado de 2007 a 2009, uma situação económico-financeira frágil, já que as médias dos Resultados Líquidos do Exercício (RL) de todas as empresas do sector nos anos de 2007 a 2009 são sempre negativas e ascendem a € -16.039,48, € -183.200,60 e € -84.652,91, respectivamente. O ano de 2008 está influenciado pela ocorrência de um prejuízo significativa (cerca de 348 milhões de euros), numa só empresa em resultado de perdas financeiras, assumindo-se por isso como “outlier”.

Nos anos de 2007 a 2009, quantificou-se o número de empresas quanto ao sentido dos Resultados Líquidos do Exercício (RLE), em função de ser positivo, nulo ou negativo o RL, conforme consta do quadro seguinte.

Tabela 5: Distribuição dos Resultados Líquidos do Exercício

| Exercício | 2007 | % do total | 2008 | % do total | 2009 | % do total |
|---------------------|-------------|--------------|-------------|--------------|-------------|--------------|
| Nº empresas c/ RL>0 | 1052 | 34,3 | 938 | 29,5 | 891 | 30,3 |
| Nº empresas c/ RL<0 | 1798 | 58,7 | 1986 | 62,5 | 1803 | 61,4 |
| Nº empresas c/ RL=0 | 215 | 7,0 | 256 | 8,1 | 242 | 8,2 |
| Totais | 3065 | 100,0 | 3180 | 100,0 | 2936 | 100,0 |

Constata-se assim que a maioria das empresas que integram este sector apresenta resultados líquidos negativos, correspondendo a 58,7% em 2007, 62,5% em 2008 e 61,4% em 2009. Por outro lado a percentagem das empresas que apresentam RL positivo decresceu entre os anos de 2007 e 2009 de 34,3% para 30,3%, o que indica as dificuldades por que o sector vem atravessando.

Face a estes resultados, parece-nos ser de questionar sobre a realidade dos elementos fornecidos pelas empresas á administração fiscal. De facto não é económica nem financeiramente viável a uma empresa manter-se em situação de resultados negativos permanentes, pelo que importará apurar da credibilidade dos elementos contabilísticos. Constata-se assim que existe aqui um campo que impõe uma actuação urgente por parte das autoridades tributárias.

3.2.2.2 Do Balanço

È a partir dos elementos constantes do balanço que pudemos efectuar o diagnóstico financeiro das empresas.

De facto, tendo por base os dados do balanço, pudemos aferir da situação económico-financeira da empresa, detectando dificuldades da entidade, e estabelecendo politicas e objectivos tendentes á melhoria dos resultados e das performances da empresa.

Elaborámos o Balanço agregado, para os anos de 2007, 2008 e 2009, contemplando o conjunto das empresas do sector, e calculando os valores totais e médios relativos às grandes rubricas, que constam do quadro seguinte:

Tabela 6: Balanço do conjunto das empresas dos anos de 2007 a 2009

| Rubricas | Ano de 2007 | | Ano de 2008 | | Ano de 2009 | |
|---------------------------|-------------------|--------------|-------------------|--------------|-------------------|--------------|
| | Valor total | Valor médio | Valor total | Valor médio | Valor total | Valor médio |
| Activo | 15.154.285.309,86 | 4.944.301,90 | 16.265.251.978,25 | 5.114.859,11 | 15.286.916.769,26 | 5.206.715,52 |
| Capital Próprio | 2.602.873.605,70 | 849.224,67 | 2.611.151.564,20 | 821.116,84 | 2.285.260.379,22 | 778.358,44 |
| Passivo | 12.551.411.704,16 | 4.095.077,23 | 13.654.100.413,87 | 4.293.742,27 | 13.001.656.390,04 | 4.428.357,08 |
| Capital Próprio + Passivo | 15.154.285.309,86 | 4.944.301,90 | 16.265.251.978,07 | 5.114.859,11 | 15.286.916.769,26 | 5.206.715,52 |

Daqui infere-se que, os capitais próprios das empresas deste sector reduziram-se substancialmente entre os anos de 2008 e 2009, passando de cerca de 2.611 milhões de euros para 2.285 milhões de euros, ou seja diminuíram cerca de 12,5%, o que diz bem das dificuldades por que está a passar este sector de actividade.

A comprovar esta análise diga-se que a autonomia financeira correspondente aos valores médios das empresas do sector é de 17,17%, 16,05% e 14,95%, respectivamente, para os exercícios de 2007, 2008 e 2009, o que se apresenta como bastante inferior ao valor mínimo recomendável para este rácio que se deve situar no intervalo de 25% a 30%.

3.2.2.3 O Valor Acrescentado Bruto médio de todas as empresas (VAB)

O Valor Acrescentado Bruto (VAB) exprime a riqueza criada ao longo de um período e pode ser determinada de acordo com duas ópticas: a da produção, e a da distribuição (Brandão, 2008).

Através deste indicador pudemos aferir do modo como a riqueza é criada na empresa e quem dela beneficia, nomeadamente, a própria empresa, os accionistas, os trabalhadores, os credores e o Estado.

No quadro seguinte é apresentado o VAB médio de todas as empresas constantes da amostra nacional para os exercícios de 2007 a 2009:

Tabela 7: Balanço VAB médio das empresas do sector

| Exercício | 2007 | 2008 | 2009 |
|------------------|-------------|-------------|-------------|
| VAB médio | 157.266,52 | 137.220,28 | 102.149,10 |

Constata-se assim que a evolução deste indicador foi negativa entre os anos de 2007 e 2009, o que representa um decréscimo da riqueza criada, passando de € 157.266,52 em 2007 para € 102.149,10 em 2009. Na análise deste indicador, e na óptica da distribuição, importa tomar em consideração os diferentes grupos que contribuíram para a criação da riqueza e o modo como eles foram remunerados, designadamente os trabalhadores (através dos salários), os financiadores (peso dos custos financeiros), o Estado (impostos), os accionistas (dividendos) e a própria empresa (autofinanciamento).

3.2.2.4 Do Fundo de Maneio (FM)

O Fundo de Maneio de uma empresa pode também ser determinado segundo duas ópticas: a da liquidez e a da origem de capitais, assumindo um valor absoluto que é igual ao remanescente dos capitais permanentes após financiar o imobilizado, ou ao montante que excede o activo circulante (incluindo os acréscimos e diferimentos activos) em relação ao passivo de curto prazo (compreendendo também os acréscimos e diferimentos passivos).

Assim, quanto maior for o seu valor, maior probabilidade tem a empresa de realizar os meios financeiros líquidos para saldar os seus compromissos.

No quadro seguinte temos a evolução do FM médio agregado de todas as empresas do sector:

Tabela 8: Fundo de Maneio médio

| Exercício | 2007 | 2008 | 2009 |
|-----------------|------------|------------|------------|
| FM médio | 835.433,53 | 857.462,69 | 806.348,05 |

Da análise deste quadro resulta a verificação de que o FM médio é positivo. Sendo certo que, ao nível de cada empresa, e mesmo sendo este indicador positivo mostra-se sempre necessário aferir da sua suficiência ou não, pois em resultado dessa avaliação depende a tomada de decisões ao nível da definição (aumento/diminuição) do tempo médio de recebimentos e/ou do tempo médio de pagamentos, do montante das existências, ou mesmo a reestruturação do endividamento.

3.2.2.5 Earnings Before Interest and Taxes (EBIT)

A evolução do EBIT médio do agregado das empresas do sector consta do quadro seguinte:

Tabela 9: EBIT médio do sector

| Exercício | 2007 | 2008 | 2009 |
|-------------------|-----------|-----------|-----------|
| EBIT médio | 89.809,05 | 58.258,76 | 24.997,10 |

Como é sabido, correspondendo o EBIT ao resultado operacional antes de juros e do imposto sobre o rendimento do exercício, quando maior for o seu valor mais o ciclo operacional de exploração da empresa se apresenta lucrativo para a empresa.

O valor médio das empresas em estudo, apresenta uma redução acentuada do EBIT médio, entre os anos de 2007 e 2009, de 89.809,05€ para 24.997,10€, o que está em consonância com a evidência empírica das dificuldades sentidas pelo sector nos períodos considerados (2007 a 2009).

3.3. Dos rendimentos fiscais e tributação

No âmbito do nosso trabalho tivemos também acesso á base de dados das declarações mod. 22 de IRC dos anos de 2007, 2008 e 2009, do conjunto(total) das empresas integradas no sector, verificando-se os seguintes dados.

Tabela 10: Dados das declarações de rendimentos (modelo 22 de IRC)

(Valores em euros)

| Anos | 2007 | 2008 | 2009 |
|---|-------------|-------------|-------------|
| N.º de empresas total | 3245 | 3344 | 3146 |
| N.º de empresas com Mat. Colect. =0 | 480 | 528 | 418 |
| N.º de empresas com Mat. Colect. <0 | 1650 | 1784 | 1758 |
| N.º de empresas com Mat. Colect. >0 | 1115 | 1032 | 970 |
| % de empresas com Mat. Colect. >0 | 34,36% | 30,86% | 30,83% |
| Matéria Colectável Total | 187.585.987 | 132.247.357 | 107.340.952 |
| Matéria Colectável Média | 168.239 | 128.147 | 110.661 |
| Colecta Total | 45.789.043 | 31.797.195 | 25.113.289 |
| Colecta Média | 41.066 | 30.811 | 25.890 |
| Colecta + Derrama + Tribut.Aut. (Total) | 50.282.698 | 36.185.472 | 31.627.041 |
| Colecta + Derrama + Tribut.Aut. (Média) | 45.097 | 35.063 | 32.605 |
| Taxa Efectiva de Imposto Total | 26,81% | 27,36% | 29,46% |

Daqui retira-se que só cerca de 34% em 2007, e 30% em 2008 e 2009, das empresas apresentam matéria colectável positiva, sendo que a percentagem de empresas que apresenta resultado liquido positivo é ainda inferior, o que encontra razões nas correcções ao resultado efectuadas para efeitos fiscais

Constata-se assim que das empresas sujeitas a tributação em sede de Imposto Sobre o Rendimento das Pessoas Colectivas (IRC), só cerca de 34% em 2007, e 30% em 2008 e 2009, das empresas apresentaram matéria colectável positiva. Da análise dos elementos contidos naquelas declarações constata-se ainda que o número de empresas que apresenta resultados líquidos negativos é ainda superior, o que é consentâneo com as correcções para efeitos de apuramento do lucro tributável nos termos legais, havendo ainda a considerar os prejuízos deduzidos ao lucro tributável para apuramento da respectiva matéria colectável.

Nesse sentido, temos aqui um indicador de que a maioria das empresas deste sector de actividade apresentam resultados negativos e tão pouco são tributadas em sede de IRC, existindo por isso razões para que se desenvolva um estudo do sector que não cabe neste trabalho, de modo a identificar se existem ou não condições de mercado para que tal se verifique ou pelo contrário estaremos perante um sector onde graça a fraude e a evasão fiscal.

4. Base de dados, amostra e metodologia

4.1 Caracterização da base de dados

Neste trabalho utilizámos, como já foi referido três bases de dados geridas pela DGCI, uma referente á declaração anual integrada na informação empresarial simplificada, e outra das declarações mod.22 de IRC, referentes aos anos de 2007, 2008 e 2009, e uma terceira dos devedores com dividas instaurados nos anos de 2008, 2009 e 2010 de valor superior a € 10.000€, todas referentes ás empresas cuja actividade principal se insere no CAE 41100 – Promoção Imobiliária.

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,

A base de dados nacional que apresentava um universo de contribuintes com dados passíveis de serem tratados relativos aos vários campos das IES, e da declaração modelo 22 de IRC, referente aos exercícios de 2007 a 2009, assim distribuído:

Tabela 11: IES/Decl.Mod.22 – Número de empresas

| Exercício | 2007 | 2008 | 2009 |
|------------------|------|------|------|
| Dados IES | 3065 | 3180 | 2936 |
| Dados Mod.22 IRC | 3246 | 3345 | 3147 |

No tratamento da base de dados inicial, começamos por obter os rácios e indicadores financeiros para todas as empresas do sector, tendo sido ainda criada uma variável binária que assumiu o valor (1) para os devedores e (0) para os não devedores.

Os rácios dos contribuintes que apresentavam valores identificados com “#DIV/0!” foram substituídos por espaço em branco (missing values). Outra solução seria optar pela substituição pelo valor zero ou pelo valor médio. Porém, de forma a evitar que estes valores fossem tidos em conta tanto na análise univariada como na multivariada não foi utilizada esta via.

A definição de *outlier*, segundo Grubbs, F, (1969) corresponde a “uma observação que parece desviar-se significativamente de outros membros da amostra em que ela ocorre”

Para a detecção de *outliers* existem algumas técnicas já estudadas, tendo nós optado pela utilização da medida do intervalo interquartil, por se afigurar aquela que excluiria menos dados originais.

Assim, o valor X de uma variável é um possível outlier se:

$$X < Q1 - 3(Q3-Q1) \text{ e } X > Q3 + 3(Q3-Q1)$$

em que $Q1$ e $Q3$, correspondem, respectivamente, ao 1º e 3º quartis e em que $(Q3-Q1)$ é designado de intervalo interquartil.

Assim, substituímos os valores de cada rácio que foi detectado como sendo improvável *outlier* por um espaço em branco (*missing values*), mantendo assim o mesmo número de empresas em cada ano a tratar.

4.2 Definição de “incumpridor”

Tendo em conta que pretendemos com este estudo desenvolver um modelo de previsão de incumprimento aplicável ao universo dos contribuintes (empresas) integrados no sector de actividade correspondente ao CAE 41100 – Promoção Imobiliária, a primeira preocupação consiste então em definir o que entendemos por “incumpridor”.

Considerámos então como “incumpridor” a empresa que constituiu no ano $n+1$ (2008, 2009 e 2010), áquele a que reportam os dados da IES e Mod. 22 de IRC (2007,2008 e 2009), dividas em processo de execução fiscal de montante superior a € 10.000.

Do conjunto das empresas do sector e por cruzamento com a base de dados das dívidas instauradas no ano seguinte ($n+1$), aquele a que reporta a informação da IES, resulta a seguinte distribuição entre devedores (incumpridores) e cumpridores.

Tabela 12: Distribuição dos “incumpridores”

| Ano | Empresas Devedores | Empresas Não devedores | Total de Empresas |
|------|--------------------|------------------------|-------------------|
| 2007 | 171 | 2894 | 3065 |
| 2008 | 191 | 2989 | 3180 |
| 2009 | 137 | 2799 | 2936 |

A distribuição entre devedores (incumpridores) e não devedores foi utilizada na criação da variável binária, conforme referimos anteriormente.

4.3 Caracterização da amostra

Numa primeira análise efectuada á base de dados da IES, constatámos que existia um número considerável de empresas que não apresentavam quaisquer proveitos, a saber:

Tabela 13: Redução inicial da base de dados

| Exercício | 2007 | 2008 | 2009 |
|-------------------------|------|------|------|
| N.º de Empresas inicial | 3065 | 3180 | 2936 |
| Empresas sem Proveitos | 677 | 730 | 681 |
| Sub-total | 2388 | 2450 | 2255 |

Assim, foram excluídas todas as empresas que não revelaram quaisquer valores na demonstração de resultados, ao nível dos proveitos, atendendo a que os valores nulos das respectivas rubricas indiciam que essas empresas não estão a exercer actividade e iriam alterar a média, mediana, desvio-padrão, ou seja as medidas de tendência central e de dispersão.

Depois deste filtro, e efectuada a correcção dos outliers nos termos anteriormente exposto, utilizámos a base de dados da IES para, no âmbito da análise univariada calcular as medidas de estatística descritiva, assim como determinar os rácios do sector de actividade em estudo.

Posteriormente procedemos á análise multivariada, utilizando amostras emparelhadas. Estas amostras foram seleccionadas aleatoriamente, utilizando-se apenas na selecção entidades que apresentavam em relação ás variáveis utilizadas igual número de “incumpridores” (devedores), e de cumpridores.

Utilizámos assim no estudo que efectuámos para os anos de 2007 e 2009 amostras assim constituídas:

Tabela 14: Análise Multivariada – Constituição da amostra

| Ano | 2007 | 2008 | 2009 |
|------------------|------|------|------|
| Devedores | 47 | 74 | 72 |
| Não devedores | 47 | 74 | 72 |
| Total da amostra | 94 | 148 | 144 |

4.4 Metodologia

4.4.1 Selecção de Variáveis

No nosso caso a variável dependente será o “Incumprimento Fiscal”. O incumprimento fiscal, bem como a tendência para que este se verifique por parte de uma empresa pode muito bem reflectir-se no Balanço e nas Demonstrações de Resultado. Por esse facto utilizámos rácios económico-financeiros como variáveis explicativas. Estes rácios são usados no sentido de identificar aqueles que têm mais influência numa situação de incumprimento fiscal e que, por essa via, nos possam fornecer pistas sobre a probabilidade daquela situação vir a acontecer.

Não encontramos nenhuma teoria sobre os rácios financeiros a utilizar para detectar atempadamente a probabilidade de incumprimento de uma empresa ao nível fiscal.

Assim, a selecção dos rácios a utilizar neste estudo teve por base a sua utilização nos principais estudos publicados sobre esta matéria em revistas financeiras. Construímos, desse modo, uma bateria de rácios económico-financeiros, recolhidos a partir dos estudos de Beaver (1966), Altman (1968, 1974, 1984), Neves (1997), e Brandão (2008). A estes rácios, e com recurso ao software SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) aplicámos testes estatísticos multivariados, (análise discriminante e regressão logística) e através de "stepwise" seleccionámos a combinação de rácios que separa de forma mais eficiente, na amostra recolhida, as empresas em incumprimento das que estão em situação normal.

O modelo pode, também, ser melhorado através da inclusão de variáveis preditivas, que não apenas financeiras. Entre elas podem-se destacar as questões relacionadas com a gestão e que sejam significativas num modelo de previsão de incumprimento fiscal. Proporcionar valor acrescentado ao tema do incumprimento fiscal é uma preocupação que esteve presente ao longo de todo o trabalho.

Efectuámos então diversos testes, utilizando várias combinações de rácios (seleccionados, nomeadamente através da matriz de correlações e do teste de igualdade das médias), tendo como ponto de partida as bases de dados totais, com *outliers*, sem *outliers* e com vários tipos de emparelhamento.

Tendo em conta os melhores resultados obtidos, optou-se por utilizar como ponto de partida os rácios de Altman (1968) e de Beaver (1967):

Tabela 15: Definição de Variáveis

| Definição das variáveis | | | |
|-------------------------|--------------------------------|--|------------------------------------|
| X ₁ : | Racio FM: | | Fundo de Maneio / Activo Total |
| X ₂ | Rotação Activo: | | Vendas / Activo Total |
| X3 | Rend.Oper. Activo: | | Result.Operacionais / Activo Total |
| X4 | Equity tp debt Ratio: | | Capital Próprio / Passivo |
| X5 | Cobertura Activo p/ Res. Trans | | Res. Trans. / Activo Total |
| X6 | Rentab. Activo | | Result. Liquido / Activo Total |
| X7 | Cobertura Activo por Passivo | | Passivo Total / Activo Total |
| | | | |

Foi ainda considerada a variável binária Devedor que assume o valor 1 para empresas constantes da base de dados de devedores fiscais (com processos de execução fiscal instaurados no ano n+1 de valor superior a € 10.000) e o valor 0 para as restantes.

4.4.2 Os Modelos

Tendo em conta o objectivo central do projecto de investigação que consistia no estabelecimento de uma metodologia que permita à Administração Fiscal construir indicadores de alerta sobre a situação financeira das empresas e, conseqüentemente, sobre a probabilidade de as empresas devedoras entrarem em mora ao Estado, utilizámos as duas metodologias mais testadas e de maior aplicação prática: a análise discriminante e o modelo “logit”. Estamos cientes, contudo, da existência de outros modelos, por exemplo através das redes neuronais ainda pouco desenvolvidas e aplicadas neste domínio.

A análise discriminante, desde o trabalho pioneiro de Altman (1968), constitui, como já se referiu um “standard” em estudos desta natureza de tal forma que se torna muito difícil referir os trabalhos mais representativos – Taffler (1984) apresenta um “survey” bastante interessante dos principais contributos, muito embora esteja demasiado virado para o Reino Unido e para os trabalhos do próprio Taffler.

No entanto, como parece natural em problemas de escolha binária começaram também a surgir aplicações da regressão logística, sublinhando-se pelo seu carácter pioneiro os

trabalhos de Martin (1977) e de Ohlson (1980). Neste domínio, cremos que se torna claramente preferível, dado o método de amostragem geralmente utilizado, recorrer aos modelos “logit” do que à sua alternativa habitual, os modelos “probit”.

4.4.2.1 Análise Discriminante

A análise discriminante é uma metodologia estatística que nasce nos anos 30 (Fisher, 1936) tendo por objectivo o tratamento de problemas de classificação no âmbito da botânica, mas que cedo alargou o seu campo de aplicação a muitos outros domínios.

Desde aí foram desenvolvidos vários trabalhos ou monografias, nomeadamente, Lachenbruch (1975), Hand (1992) ou McLachlan (1992) para citar três trabalhos de ampla divulgação e que apenas tratam este aspecto da análise multivariada. Também existem muitos livros de análise multivariada com amplos capítulos dedicados à análise discriminante, como por exemplo Dillon e Goldstein (1984) ou, numa vertente mais prática, Afifi e Clark (1990).

O objectivo da análise discriminante é o de avaliar as características de uma unidade estatística – individuo ou objecto – e, com base nesta avaliação, classificar esta unidade estatística num de dois grupos, situação que se pode formalizar de modo a torná-la mais clara.

Assim, se tivermos um vector ($p \times 1$) de variáveis aleatórias \mathbf{x} gerado por uma de duas funções de densidade $h1(.)$ ou $h0(.)$, 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 $h1(.)$ e o valor 0 quando esta provem do universo definido por $h0(.)$. 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

$$\Delta = \frac{[\mathbf{a}'(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_0)]^2}{\mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a}}$$

verificando-se que o maximizante é vem dado por

$$\mathbf{a} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_0)$$

Como não conhecemos, a matriz $\boldsymbol{\Sigma}$ e os vectores $\boldsymbol{\mu}$ e $\boldsymbol{\mu}_0$ temos de recorrer a uma estimação pelo método da máxima verosimilhança, o que faz com que:

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

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

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

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

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

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.

Daí que, quando se está perante uma situação de clara violação das hipóteses subjacentes à análise discriminante, se recorra a outras metodologias, nomeadamente ao modelo “logit”, que utilizámos também no nosso estudo.

Ora, no nosso estudo começamos então por aplicar a técnica da análise discriminante, para identificar as variáveis que melhor diferenciam ou discriminam o grupo dos “devedores” e dos “não devedores”, de modo a criar uma função discriminante, z-score, que represente as diferenças entre os grupos.

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.

4.4.2.2 Modelo Logit

O modelo “logit” baseia-se na função logística que surgiu em 1845 ligada a problemas de crescimento demográfico, aplicações em que esta função ainda desempenha papel importante como se pode ver pelo célebre relatório do Clube de Roma no início dos anos 60 (Meadows et al., 1972). A aplicação desta metodologia no domínio dos problemas económicos e sociais, apenas se verificou nos anos 60, em que alguns autores começam a defender a superioridade dos modelos “logit” face aos modelos “probit” que, embora mais complexos de estimar, tinham, até então, dominado as preferências dos econométricos.

Sinal claro de uma certa mudança de atitude é o facto de ser Theil (1969), um conhecido econométrico, quem procedeu à generalização do modelo “logit” para mais de dois grupos.

Mais recentemente esta metodologia é tema obrigatório de muitos manuais de econometria, inserida nos modelos de escolha qualitativa.

A este propósito cite-se a excelente obra de Cramer (1991) onde se procede a uma introdução aos modelos “logit” tratando-os como um “standard” para modelos de escolha qualitativa.

A definição de um modelo de escolha discreta pode ser feita da seguinte forma:

$$p = \Pr(y = 1 | \mathbf{x}) = F(\mathbf{x}'\boldsymbol{\beta}) = F(h)$$

sendo $h = \mathbf{x}'\mathbf{b}$.

Como facilmente se depreende da expressão anterior, y é uma variável binária que, por convenção, assume os valores 0 ou 1 que correspondem à definição das sub-populações enquanto \mathbf{x} é um vector coluna de dimensão $(p+1)$ (por forma a incluir as p variáveis anteriormente definidas mais um termo independente) de variáveis exógenas, $\boldsymbol{\beta}$ um vector de parâmetros desconhecidos e não observáveis que se pretende estimar e $F(\cdot)$ uma função de distribuição.

A variável h , também ela não observável dado que depende de $\boldsymbol{\beta}$, mais não é do que o valor da combinação linear, também designada, no quadro dos modelos lineares generalizados, por “predictor” linear (McCullagh e Nelder, 1989)

A escolha da distribuição logística originará o modelo “logit”:

$$F(\eta) = \Lambda(\eta) = \frac{e^\eta}{1 + e^\eta}$$

O modelo “logit”, sendo um modelo de resposta qualitativa, apresenta uma forte ligação com a Análise Discriminante. Por outro lado, o mecanismo de correcção a aplicar quando não se trabalha com uma amostra casual simples (como será o nosso caso) é bastante mais fácil de entender. Acessoriamente, dado que as estimações são feitas computacionalmente, a formalização através da logística é bastante mais simples do que o recurso à distribuição normal como se depreende das expressões apresentadas anteriormente.

O modelo “logit” possibilita a análise de uma relação causal, entre a variável dependente ou explicada, que será a probabilidade da empresa cair, ou não, numa situação de incumprimento fiscal, e as variáveis explicativas ou independentes, sendo que permite 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.**

Este modelo estima relações nas quais a variável dependente é uma variável dummy que descreve uma qualidade e não uma quantidade, como acima referimos, e pode assumir apenas dois valores, 0 ou 1, prevendo assim a probabilidade de um evento ocorrer, ou seja, no nosso caso, determinar a probabilidade de ocorrência de incumprimento fiscal ou não.

Sendo definida a seguinte equação de regressão linear:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m$$

e onde temos que:

- X** – rácios financeiros
- I** – número de anos observados
- β** – coeficientes de estimação (parâmetros desconhecidos que reportam ao impacto das variáveis explicativas na probabilidade de a empresa ser “incumpridora fiscal” ou “cumpridora fiscal”).

Sendo que a variável z é, por isso, a medida da contribuição total das variáveis independentes.

Assim, temos que a probabilidade de incumprimento de uma empresa é calculada como:

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

ou seja:

$$\text{prob}[y_i = 1] = \frac{1}{1 + e^{-X_i\beta}}$$

Neste sentido, a probabilidade de ser incumpridora resulta do produto dos rácios económico-financeiros pelos seus coeficientes da regressão linear β , determinando-se assim o índice Z que, transformado pela expressão anterior permite obter uma determinada probabilidade da empresa ser incumpridora fiscal.

Resulta da análise da equação de regressão anterior que, variáveis explicativas com coeficiente negativo contribuem para que aumente a probabilidade de incumprimento fiscal, já que fazem tender para 0 o valor de e^{-z} , levando assim a que a função de probabilidade de incumprimento fiscal se aproxime de 1, enquanto que variáveis independentes com coeficiente positivo fazem diminuir a probabilidade de incumprimento fiscal.

Será ainda utilizado o modelo logit, com recurso às mesmas bases de dados e às mesmas variáveis utilizadas na análise discriminante, para certificar qual dos dois modelos tem maior capacidade de previsão.

A regressão logística pretende obter a predição dos valores para a variável binária “devedores” “não devedores” a partir de um conjunto de variáveis explicativas.

A função logit fornece valores entre 0 e 1 correspondendo à probabilidade de o contribuinte ser devedor, sendo determinada da seguinte forma:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

Em que os X correspondem aos rácios financeiros e os β correspondem aos coeficientes de regressão que traduzem a relação entre a variável explicada e as variáveis explicativas.

5. Resultados

Os resultados alcançados neste trabalho, no âmbito da análise univariada e multivariada, através da utilização das técnicas da Análise Discriminante e do Modelo Logit em relação á sub-população de “pequenas entidades” do sector de actividade “Promoção Imobiliária - CAE 41100”, serão agora evidenciados neste capítulo, procedendo-se à identificação do modelo estimado.

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 41100 – Promoção Imobiliária” -, com referência aos anos de 2007, 2008 e 2009, com especial ênfase nas médias dos rácios tidos como mais relevantes na literatura existente, de acordo com a descrição que consta dos Anexos I a III,

No quadro seguinte, sintetizámos alguns desses rácios de modo a verificar-se a sua evolução nos períodos em estudo, procedendo-se de seguida a uma análise crítica dos mesmos, de forma evidenciar a situação do sector em estudo:

Tabela 16: Médias dos principais rácios do sector

| Exercícios | 2007 | 2008 | 2009 |
|-----------------------------------|-------------|-------------|-------------|
| Rubricas | | | |
| Liquidez | | | |
| Liquidez Geral | 2,250 | 2,538 | 2,458 |
| Liquidez Reduzida | 0,607 | 0,593 | 0,609 |
| Liquidez Imediata | 0,151 | 0,126 | 0,130 |
| Rentabilidade | | | |
| Rent. Vnd e PServ | 0,009 | -0,029 | -0,015 |
| Rent. Produção | 0,018 | -0,032 | -0,036 |
| Rent. Activo (Earning Power) | 0,009 | 0,003 | 0,002 |
| Rent. Activo (ROA) | -0,005 | -0,120 | -0,010 |
| Rent. Financeira (ROE) | 0,103 | 0,091 | 0,082 |
| Estrutura ou Endividamento | | | |
| Aut. Financeira (AF) | 0,256 | 0,250 | 0,256 |
| Debt-to-Equity Ratio, PT | 3,315 | 2,712 | 2,476 |
| REFM - Regra Equil. Fin. Min. | 9,675 | 8,859 | 5,946 |

5.1.1.1. 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 (médias de 2,250, 2,538 e 2,458, para os anos de 2007, 2008 e 2009, respectivamente) 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.

De igual modo, no que concerne ao rácio de liquidez reduzida, os valores médios apurados no sector apresentam-se também como positivos (médias de 0,607, 0,593 e 0,609, para os anos de 2007, 2008 e 2009, respectivamente), sendo que em média este rácio é normalmente inferior a 1 em empresas que cumprem as suas obrigações

financeiras, havendo também que considerar quer as características das empresas, quer os seus tempos médios de pagamento e de recebimento.

Relativamente ao rácio de liquidez imediata, os valores médios apurados (médias de 0,151, 0,126 e 0,130, para os anos de 2007, 2008 e 2009, respectivamente) são consentâneos com a realidade do sector, uma vez que existe preocupação das empresas em não possuírem tesourarias activas porque isso as impede de optimizarem os seus recursos financeiros.

5.1.1.2. Indicadores de Rentabilidade

Ao nível dos rácios de rentabilidade médios do sector analisados, constata-se que a média, quer da Rentabilidade das Vendas e Prestações de Serviços, quer da Produção se apresenta positiva em 2007 (0,009 e 0,018 respectivamente) e negativa nos anos seguintes (de -0,029 e -0,015 em 2008 e de -0,032 e -0,036, em 2009, respectivamente). Ora, considerando que em média estes rácios se devem apresentar positivos, existem assim indícios de que nos anos de 2008 e 2009 ocorreu um aumento substancial de empresas com resultados líquidos negativos, situação que se verifica e que adiante referiremos.

Relativamente aos rácios de rentabilidade do activo, em termos médios o “Earning Power” apresenta valores médios positivos, embora baixos, em todos os períodos (0,009 em 2007, 0,003 em 2008 e 0,002 em 2009), o que diz das dificuldades do sector quer ao nível da rentabilidade (ou seja dos activos gerarem rendimentos), quer ao nível da estrutura de capitais, já que sendo o valor médio do EP inferior ao custo do capital alheio, indica que se as empresas aumentarem o endividamento deterioram a rentabilidade dos capitais próprios e logo diminui a rentabilidade financeira das empresas. De facto, verifica-se ainda que, em termos médios o indicador rentabilidade do activo (Return on Asset – ROA) apresenta valores negativos nos três anos, o que indica desde logo a ocorrência de resultados líquidos negativos em média.

Ao nível da Rentabilidade Financeira (Return on equity – ROE), as médias do sector são, respectivamente de 0,103 em 2007, 0,091 em 2008 e 0,082 em 2009, expressando por isso uma degradação da remuneração média das empresas dos capitais investidos pelos accionistas/sócios.

5.1.1.3. Indicadores de Estrutura ou Endividamento

No estudo da estrutura de capitais das empresas os rácios de Autonomia Financeira e Regra do Equilíbrio Financeiro Mínimo, apresentam-se como sendo da maior relevância.

Os valores médios das empresas do sector em relação ao rácio de Autonomia Financeira situam-se entre 0,256 em 2007, 0,25 em 2008 e 0,256 em 2009, o que parece dizer da preocupação das empresas em ter este rácio acima de 25%, já que, como sabemos, é comumente aceite que este rácio, no mínimo, deve situar-se entre os 25% e os 30%, condição que é imposta nomeadamente pela banca para a concessão de crédito às empresas.

No que concerne á Regra do Equilíbrio Financeiro Mínimo (REFM), reportando à relação entre os capitais permanentes (capitais próprios + passivo de m/l prazo) e o imobilizado, o seu rácio deve ser igual ou superior a 1, sendo que as médias do sector são de 9,675, 8,859 e 5,946, para os anos de 2007, 2008 e 2009, respectivamente, pelo que são valores aceitáveis.

5.2 Análise Multivariada

Apresentámos agora os resultados da análise multivariada para os anos de 2007 e 2009, que foram os períodos em relação aos quais nos foi possível proceder ao tratamento e exploração dos dados obtidos inicialmente, com recurso às técnicas da análise discriminante e da regressão logit, tendo sido utilizadas as variáveis a seguir referidas.

Antes de mais importa referir que, da matriz das correlações elaborada com base nos rácios iniciais verificámos a existência de um grande número de rácios correlacionados, o que sugeria a aplicação da análise factorial, de modo a reduzir o número de variáveis.

Efectuámos então a análise em componentes principais (ACP) para os dados do ano de 2007, de modo a reduzir o número de variáveis, tendo-se chegado a uma solução que explicava substancialmente (cerca de 78%) das variáveis iniciais, e reduzia o número de variáveis a 6. Contudo, os factores eram de difícil interpretação económica pelo que não utilizámos esta técnica, optando-se por seleccionar as variáveis, que melhores resultados nos forneceram na análise discriminante.

5.2.1 Análise Discriminante

Aplicámos então a análise discriminante aos anos de 2007 e 2009, conforme já referimos, estando os resultados obtidos vertidos nos Anexos IV e V. A interpretação dos dados obtidos, e que estão aí reflectidos, é a que expomos de seguida.

5.2.1.1 Modelo estimado para o Ano de 2007

Relativamente ao ano de 2007 a metodologia ensaiada correspondeu então á aplicação da análise discriminante, tendo por base os rácios propostos no modelo de Altman (1968) e de Neves e Silva (1998) – Res.Trans/Act. Total; FM/ActivoTotal; Vnd/ActTotal; Rend.Operac.Activo e Equity to debt Ratio - , acrescentando-se ainda a variável Rentabilidade Fiscal ($\text{RentFiscal} = \text{Lucro Tributável} / \text{Volume de Negócios}$), por nós definida.

O modelo ensaiado mostrou-se válido, quando comparado com a discriminação por simples escolha aleatória, obtendo-se uma estatística do λ de Wilks de 0,820, a que corresponde um valor observado para a estatística do χ^2 com 6 graus de liberdade de 13,909, o que leva a rejeitar a hipótese nula de o desempenho do modelo ser equivalente a uma escolha aleatória, pelo que podemos concluir que o poder discriminante da função é estatisticamente significativo. Constata-se ainda que o nível de significância se apresenta baixo (0,31), o que indica capacidade de separação superior ao acaso.

Pelo teste da igualdade das médias verifica-se que a variável que apresenta nível de significância inferior a 0,1 é a variável Vnd/Total Activo, pelo que é a que mais contribui para a criação do modelo, contrariamente á variável ResTrans/Act.Total que é a que menos contribui.

No entanto, não foram suprimidas quaisquer variáveis porque o nível de resultados baixava substancialmente.

Da tabela de coeficientes normalizados (Standardized Canonical) retira-se que os que apresentam maior valor absoluto, e que por isso identificam as variáveis com maior poder explicativo, são as variáveis Rend.Op.Act (-0,921) e Vnd/Act Total (0,923)

Por outro lado, da matriz de estrutura temos a correlação entre cada variável e a função discriminante, e temos então a ordem das variáveis em conformidade com a sua capacidade explicativa. Da sua leitura concluiu-se que a variável Vnd/Act Total é

aquela que apresenta maior poder explicativo, seguido da variável Rend.Op.Active como seria de esperar.

Em função destes resultados a função discriminante obtida foi a seguinte:

$$Z = -0,442 - 1,993 \text{ Res. Trans/Act.Total} - 0,340 \text{ FM/ActTotal} + 1,794 \text{ Rent.Fiscal} + 4,367 \text{ Vnd/Act Total} + 0,2 \text{ Equity to debt Ratio} - 22,134 \text{ Rend Op. Activo}$$

Obtivemos ainda a seguinte tabela de classificação de resultados:

Tabela 17: Análise discriminante – Resultados da classificação do ano de 2007

| Deved_Sup_10000 | | | | Membership | | Total |
|--------------------|------------------------------|-------|---|------------|------|-------|
| | | | | 0 | 1 | |
| Cases | Original | Count | 0 | 27 | 13 | 40 |
| Selected | | | 1 | 13 | 22 | 35 |
| | | % | 0 | 67,5 | 32,5 | 100,0 |
| | | | 1 | 37,1 | 62,9 | 100,0 |
| | Cross-validated ^a | Count | 0 | 24 | 16 | 40 |
| | | | 1 | 13 | 22 | 35 |
| | | % | 0 | 60,0 | 40,0 | 100,0 |
| | | | 1 | 37,1 | 62,9 | 100,0 |
| Cases Not Selected | Original | Count | 0 | 3 | 6 | 9 |
| | | | 1 | 3 | 11 | 14 |
| | | % | 0 | 33,3 | 66,7 | 100,0 |
| | | | 1 | 21,4 | 78,6 | 100,0 |

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified

b. 65,3% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 60,9% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 61,3% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

Verifica-se assim que, relativamente ao ano de 2007, temos que 65,3% das empresas escolhidas aleatoriamente para estimar o modelo foram classificadas correctamente pelo modelo, enquanto que 60,9% das empresas escolhidas aleatoriamente para validar o modelo foram classificadas correctamente pelo modelo.

Da análise da classificação dos resultados constata-se que “o erro tipo I”, que consiste em estimar no grupo dos cumpridores empresas que se revelam “incumpridoras”, e que é aquele que apresenta maiores custos para a administração fiscal, se situa em 21,4%, enquanto que o “erro de tipo II” que consiste em estimar no grupo dos “incumpridores” empresas “cumpridoras” apresenta o valor 66,7%. Este valor muito embora se apresente elevado representa muito menos custos. Porém, verifica-se que 78,6% das empresas

devedoras foram correctamente classificadas, o que é um resultado bastante razoável para o objectivo a atingir.

5.2.1.2 Modelo estimado para o Ano de 2009

Para o ano de 2009 procedemos do mesmo modo, estimando-se o modelo tomando por base as variáveis utilizadas no modelo anterior e adicionando as variáveis Liq.Imed e PCP/Activo, cujos resultados vão espelhados no Anexo VI.

Verifica-se que, o modelo ensaiado mostrou-se válido, quando comparado com a discriminação por simples escolha aleatória, obtendo-se uma estatística do λ de Wilks de 0,906, a que corresponde um valor observado para a estatística do χ^2 com 8 graus de liberdade de 9,73, o que leva a rejeitar a hipótese nula de o desempenho do modelo ser equivalente a uma escolha aleatória, pelo que podemos concluir que o poder discriminante da função é estatisticamente significativo. Constata-se ainda que o nível de significância se apresenta baixo (0,284), o que indica também a capacidade de separação superior ao acaso.

Pelo teste da igualdade das médias verifica-se que temos duas variáveis que apresentam nível de significância próximo de 0,1 que são as variáveis LiqImed e PCP/Activo, sendo a que mais contribui para a criação do modelo a variável LiqImed, contrariamente á variável Rend.Op.Activo que é a que menos contribui.

Do mesmo modo não suprimimos quaisquer variáveis porque o nível de resultados baixava substancialmente.

As variáveis com maior poder explicativo são as variáveis LiqImed e PCP/Activo, já que pela tabela de coeficientes normalizados (Standardized Canonical) se verifica que são as apresentam coeficientes maior valor absoluto.

Da matriz de estrutura retirámos a ordem das variáveis em conformidade com a sua capacidade explicativa, referindo ainda a correlação entre cada variável e a função discriminante. Como era expectável temos que a variável Liq.Imed é aquela que apresenta maior poder explicativo, seguido da variável PCP/Act.

Face a estes resultados a função discriminante obtida foi a seguinte:

$$Z = -1,109 + 0,799 \text{ Liq.Imed} + 2,419 \text{ PCP/Act} - 0,162 \text{ Res.Trans/Act} - 0,283 \text{ Vnd/Act Total} - 3,667 \text{ RendOp.Act} - 0,044 \text{ FM/ActTot} + 0,03 \text{ Equity to debt Ratio} + 0,04 \text{ RentFisc}$$

Foi então obtida a seguinte tabela de classificação de resultados:

Tabela 18: Análise discriminante – Resultados da classificação do ano de 2009

| Classification Results ^{b,c,d} | | | | | | |
|---|------------------------------|-------|---------------|------------|-------|-------|
| | | | Dividas>10000 | Membership | | Total |
| | | | | 0 | 1 | |
| Cases Selected | Original | Count | 0 | 30 | 23 | 53 |
| | | | 1 | 16 | 36 | 52 |
| | | % | 0 | 56,6 | 43,4 | 100,0 |
| | Cross-validated ^a | Count | 0 | 27 | 26 | 53 |
| | | | 1 | 21 | 31 | 52 |
| | | % | 0 | 50,9 | 49,1 | 100,0 |
| Cases Not Selected | Original | Count | 0 | 12 | 7 | 19 |
| | | | 1 | 6 | 14 | 20 |
| | | % | 0 | 63,2 | 36,8 | 100,0 |
| | | 1 | 30,0 | 70,0 | 100,0 | |

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is clas

b. 62,9% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 66,7% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 55,2% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

Da análise da tabela de classificação de resultados verifica-se assim que, relativamente ao ano de 2009 temos que 62,9% das empresas escolhidas aleatoriamente para estimar o modelo foram classificadas correctamente pelo modelo, enquanto que 66,7% das empresas escolhidas aleatoriamente para validar o modelo foram classificadas correctamente pelo modelo.

O “erro tipo I”, é agora de 30,0%, enquanto que o “erro de tipo II” é de 36,8%, pelo que se verifica que com este modelo há uma redução significativa deste tipo de erro, sendo que, por outro lado, há um ligeiro crescimento do “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, situando-se agora em 70,0% contra 78,6% no modelo anterior estimado para o ano de 2007

5.2.2. Modelo Logit

Aplicámos ainda o Modelo logit aos anos de 2007 e 2009, tendo-se obtido os resultados que vão expressos nos Anexos VI e VII.

5.2.2.1 Ano de 2007

Com a aplicação do modelo logit obtivemos a seguinte função com referência aos dados do ano de 2007:

$$n_i = 0,484 + 3,238 \text{ Res.Trans/ActTot} + 0,439 \text{ FM/ActTot} - 0,254 \text{ Equity to debt Ratio} - 1,473 \text{ RentFiscal} - 3,733 \text{ Vnd/ActTot} + 14,496 \text{ RendOp.Act}$$

(3,002)
(0,584)
(0,349)
(0,923)
(1,258)
(6,551)

Representando-se entre parêntesis as estimativas dos erros padrões dos estimadores.

Com estes resultados o modelo mostra-se globalmente significativo com base no teste do rácio de verosimilhanças, conforme se evidencia no Anexo VI.

A partir do teste de Wald verifica-se que, com a formulação proposta, as variáveis significativas são as variáveis VndTotal/ActTotal ($\chi^2_{\text{wald}} = 8,802$, $p=0,03$) e Rend.Oper.Activo ($\chi^2_{\text{wald}} = 4,896$, $p=0,027$).

Com base no modelo logit obteve-se então um resultado de 70,4% de casos correctamente classificados, conforme se evidencia na tabela seguinte:

Tabela 19: Modelo logit – Resultados da classificação – Ano de 2007

| Classification Table ^a | | | | |
|-----------------------------------|----------------------|----------------------|----|--------------------|
| | Observed | Predicted | | Percentage Correct |
| | | Deved_Sup_10000 0 | 1 | |
| Step 1 | Deved_Sup_10000 0 | 32 | 17 | 65,3 |
| | Deved_Sup_10000 1 | 12 | 37 | 75,5 |
| Overall Percentage | | | | 70,4 |

a. The cut value is ,500

5.2.2.2 Ano de 2009

Com a aplicação do modelo logit obtivemos a seguinte função com referência aos dados do ano de 2007:

| | | | | |
|--------------|----------|----------|---------|---------|
| $n_i = 1,06$ | $-1,387$ | $-1,803$ | $-0,89$ | $+0,74$ |
| (0,605) | (0,729) | (1,049) | (0,202) | (0,202) |
| $+3,821$ | $-0,168$ | $-0,36$ | $-0,05$ | $-0,05$ |
| (2,625) | (0,558) | (0,59) | (0,009) | (0,009) |

Entre parêntesis estão representadas as estimativas dos erros padrões dos estimadores. Do mesmo modo se verifica que, com estes resultados o modelo mostra-se globalmente significativo com base no teste do rácio de verosimilhanças, conforme consta do Anexo VII.

Com base no teste de Wald verifica-se também que, com a formulação proposta, as variáveis significativas são as variáveis $VndTotal/ActTotal$ ($\chi^2_{wald} = 8,802$, $p=0,03$) e $Rend.Oper.Activo$ ($\chi^2_{wald} = 4,896$, $p=0,027$).

Com base no modelo logit obteve-se então um resultado de 64,6% de casos correctamente classificados, conforme se evidencia na tabela seguinte:

Tabela 20: Modelo logit – Resultados da classificação – Ano de 2009

| Classification Table ^a | | | | |
|-----------------------------------|---------------------|---------------|----|--------------------|
| | Observed | Predicted | | Percentage Correct |
| | | Dividas>10000 | | |
| | | 0 | 1 | |
| Step 1 | Dividas> 0 10000 | 45 | 27 | 62,5 |
| | 1 | 24 | 48 | 66,7 |
| | Overall Percentage | | | 64,6 |

a. The cut value is ,500

5.3 Análise crítica aos resultados

Os resultados alcançados no modelo logit, embora não se revelem, a nosso ver, capazes de satisfazer os econométricos, dado que estão incluídos regressores não significativos,

não deixa contudo de indicar sinal semelhante em relação aos coeficientes da análise discriminante, e apresentar uma taxa de previsão aceitável.

Contudo, sabemos que a percentagem de casos com previsões correctas não é um critério suficiente para avaliar as capacidades de previsão de um modelo, sendo necessário, por exemplo, incluir os custos e os benefícios de classificar correcta ou incorrectamente uma empresa, sendo fundamental ter em conta os diferentes pesos que têm os erros de Tipo I e de Tipo II a que já fizemos referência.

De facto, os custos associados a cada um destes tipos de erro não são iguais, afigurando-se, no caso da Administração Fiscal, como mais gravoso o erro do tipo I, já que acarreta custos elevados para si o facto de considerar que uma empresa não corre o risco de incumprimento, quando ela vem a tornar-se devedora a curto prazo.

Por outro lado, tendo sido utilizadas bases de dados de devedores (“incumpridores”) que contemplam apenas dívidas acima de €10.000, reportadas à data da instauração de processos de execução fiscal (ou seja de constituição de dívidas coercivas) no ano $n+1$ a que reportam os rácios apurados, pode ter conduzido a enviesamento de resultados.

6. Conclusões

Esta dissertação teve por finalidade desenvolver um modelo que classifique uma empresa, inserida no sector de actividade “Promoção Imobiliária – CAE 41100”, em função da probabilidade de entrar em “incumprimento”, referindo-nos aqui às conclusões, ao interesse do estudo assim como as potencialidades de desenvolvimentos futuros.

Com este trabalho, mostra-se que é possível construir modelos estatísticos, com recurso às técnicas da análise discriminante e do modelo logit, que permitem prever a probabilidade de incumprimento das empresas, ou seja separar as empresas em dois grupos distintos face ao risco de se puder vir a tornar “incumpridor” (devedor) fiscal, a partir dos rácios baseados nas demonstrações financeiras contabilísticas, apesar das limitações conhecidas quanto ao seu uso, e que foram já referidas.

A previsão de incumprimento a curto prazo, é benéfica quer para a Administração Fiscal, quer para os restantes credores e accionistas (ou sócios) e, dessa forma, para a economia em geral.

A classificação das empresas em função do seu grau de risco permite que a Administração Fiscal desenvolva políticas e procedimentos adequados e sistematizados 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.

Esses procedimentos sistematizados podem, igualmente, incentivar a introdução de ajustamentos por parte dos gestores das empresas, de uma forma atempada, e evitar, assim, o envolvimento da Administração Fiscal.

Os resultados alcançados referem-nos que os modelos estimados em relação à sub-população das pequenas empresas do sector de actividade da “Promoção Imobiliária – CAE 41100”, apresentam uma capacidade preditiva da previsão do risco de incumprimento fiscal de 65,3% em 2007 e 62,9% em 2009 através da análise discriminante e de 70,4% e 64,6% com o modelo logit.

Em termos de perspectivas futuras de investigação, parece-nos que existe potencial de desenvolvimento dos modelos agora estimados, e aplicados ao sector da “Promoção

Imobiliária – CAE 41100”, nomeadamente através da introdução de variáveis qualitativas, como seja o nível da qualidade de gestão e dos gestores, por exemplo, e outras, que podem melhorar os resultados agora alcançados.

De facto, a criação de um instrumento de gestão do risco de incumprimento das empresas do sector da “Promoção Imobiliária” para a Administração Fiscal, afigura-se de extrema importância. e para isso é necessário que a Administração Fiscal conheça a situação financeira de cada uma das empresas de modo a tomar as acções consideradas mais adequadas a cada momento.

De facto, acentuando-se cada vez mais na actualidade o número de devedores à Administração Fiscal, torna-se necessário um instrumento que posicione cada empresa no seu grupo de risco, de uma forma fácil e rápida, mas simultaneamente eficiente.

Concluindo, com este trabalho pretendemos contribuir para criar sinais de alerta sobre o risco de incumprimento, bem como produzir informações sobre o posicionamento de cada empresa, em termos do seu grau de risco de se vir a tornar incumpridora.

As funções estatísticas criadas no âmbito deste estudo pretendem assim, em última instância, contribuir para:

- (i) produzir atempadamente sinais de alerta sobre previsão do risco de incumprimento por parte das empresas integradas no sector da “Promoção Imobiliária – CAE 41100”;
- (ii) permitir à Administração Fiscal prever a entrada em incumprimento, ao nível do pagamento, dessas empresas, e assim antecipar medidas de prevenção e de garantia das dívidas, bem como a constituir uma base de dados que permita a selecção de potenciais alvos para intervenção da inspecção tributária.
- (iii) ser um auxiliar na definição de políticas mais eficientes na gestão das dívidas fiscais podendo contribuir de uma forma directa a minimização dos custos administrativos associados à função de arrecadar a receita coerciva.

Referências Bibliográficas

- Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, 23, 4, 589-609.
- Altman, E.I. (1974), "Predicting Railroad Bankruptcies in America", *Bell Journal of Economics and Management Science*, (Primavera 1974), 184-211.
- Altman, E.I., (1993), *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*, 2nd Ed., John Wiley & Sons, New York.
- Altman, E. e A. Saunders (1998), "Credit Risk Management with Special Reference to Credits Metrics", Seminário organizado pela *Stern School of Business*, New York Business, Janeiro 1998
- 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*.
- Amemiya, T. and Powell, J.L. (1983), "A comparison of the Logit Model and Normal Discriminant Analysis when Independent Variables are Binary", in *Studies in Econometric, Time Series, and Multivariate Statistics*, Karlin, Amemiya and Goodman eds, 3-30, New-York.
- Bardos, M. et Zhu, W.H. (1997), "Comparaison de l'Analyse Discriminante Linéaire et des Réseaux de Neurones, Application à la Détection de Défaillances d'Entreprises", *Revue de Statistique Appliquée*, XLV, 65-92.
- Barnes, P. (1987), "The Analysis and Use of Financial Ratios: Review Article", *Journal of Business Finance and Accounting*, (Inverno 1987), 449-461.
- Beaver, W.H. (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failures", *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, 1966, supplement to volume 5, *Journal of Accounting Research*, 71-102.
- Brandão, Elísio (2008), "Finanças", 5ª Edição, Editor Elísio Brandão
- Classificação Portuguesa de Actividades Económicas, Revisão 3, aprovada pelo Decreto-Lei nº 381/2007, de 14 de Novembro.
- Deakin E.B. (1972), "A Discriminant Analysis of Predictors of Financial Failure", *Journal of Accounting Research* (Primavera 1972), 167-179.
- Hausman, J. (1978), "Specification tests in econometrics", *Econometrica*, **46**, 1251-1271.

Klimasauskas, C.C. (1993), "Applying Neural Networks", in *Neural Networks in Finance and Investing*, Trippi and Turban eds, Probus Publishing Company, Chicago.

Lachenbruch, P.A. (1975), *Discriminant Analysis*, Hafner Press, New-York.

Lisowsky, P. (2010), "Seeking Shelter: Empirically Modeling Tax Shelters Using Financial Statement Information", in *The Accounting Review*, Vol. 85, n.º 5, pp 1963-1720

Litterman, R. e T. Iben (1989), "Corporate Bond Valuation and the Term Structure of Credit Spreads", *Journal of Portfolio Management*, 52-64.

Lo, A.W. (1986), "Logit versus Discriminant Analysis, A Specification Test and Application to Corporate Bankruptcies", *Journal of Econometrics*, **31**, 151-178.

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

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

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

Neves, J.C. e Silva, J. A. (1998), "Análise do Risco do Incumprimento na Perspectiva da Segurança Social". F.C.T.

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

Rosner R.L.:2003, Earnings manipulation in failing firms, *Contemporary Accounting Research*, 20, 2, 361-408.

Taffler, R.J. (1982), "Forecasting Company Failure in the U.K. Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data", *Journal of Royal Statistical Society, Series A* (1982), 342-358.

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

ANEXOS:

ANEXO I – Medidas de Estatística Descritiva – Ano de 2007

| Descriptive Statistics - Ano de 2007 | | | | | | | | | | | |
|--------------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|----------------|-----------|------------|-----------|------------|
| | N | Range | Minimum | Maximum | Mean | | Std. Deviation | Skewness | | Kurtosis | |
| | Statistic | Statistic | Statistic | Statistic | Statistic | Std. Error | Statistic | Statistic | Std. Error | Statistic | Std. Error |
| LIQ.GER | 2104 | 17,812 | -0,064 | 17,748 | 2,525 | 0,073 | 3,328 | 2,384 | 0,053 | 5,591 | 0,107 |
| LIQ-RED | 2095 | 5,247 | -0,064 | 5,183 | 0,607 | 0,020 | 0,910 | 2,443 | 0,053 | 6,349 | 0,107 |
| LIQ.IMED | 2075 | 1,593 | -0,064 | 1,529 | 0,151 | 0,006 | 0,273 | 2,605 | 0,054 | 6,773 | 0,107 |
| RENT_VND_P.S | 2176 | 2,130 | -1,099 | 1,031 | 0,009 | 0,005 | 0,244 | -0,592 | 0,052 | 6,450 | 0,105 |
| RENR_PROD | 2057 | 1,709 | -0,873 | 0,836 | 0,018 | 0,005 | 0,232 | 0,067 | 0,054 | 3,245 | 0,108 |
| EP | 2159 | 0,399 | -0,189 | 0,210 | 0,009 | 0,001 | 0,058 | 0,297 | 0,053 | 1,902 | 0,105 |
| ROA | 2119 | 0,303 | -0,158 | 0,145 | -0,005 | 0,001 | 0,046 | -0,035 | 0,053 | 1,569 | 0,106 |
| ROE | 2096 | 2,302 | -1,043 | 1,259 | 0,103 | 0,008 | 0,379 | 0,687 | 0,053 | 1,574 | 0,107 |
| AF | 2347 | 2,300 | -1,300 | 1,000 | 0,256 | 0,008 | 0,364 | 0,434 | 0,051 | 0,310 | 0,101 |
| Debt-to-Equity Ratio, PT | 2000 | 64,673 | -27,176 | 37,497 | 3,315 | 0,224 | 10,013 | 0,407 | 0,055 | 2,245 | 0,109 |
| Debt-to-Equity Ratio, PMLP | 1844 | 7,485 | -3,183 | 4,301 | 0,320 | 0,022 | 0,931 | 1,950 | 0,057 | 5,589 | 0,114 |
| PassivoTotal/Activo | 2347 | 2,300 | 0,000 | 2,300 | 0,743 | 0,008 | 0,364 | -0,432 | 0,051 | 0,295 | 0,101 |
| PassivoMLP/Activo | 2376 | 2,104 | 0,000 | 2,104 | 0,252 | 0,007 | 0,355 | 1,138 | 0,050 | 0,262 | 0,100 |
| PCP/Activo | 2366 | 3,029 | 0,000 | 3,029 | 0,494 | 0,009 | 0,422 | 0,746 | 0,050 | 0,919 | 0,101 |
| Cap.Perm/Activo | 2366 | 3,029 | -2,029 | 1,000 | 0,505 | 0,009 | 0,422 | -0,741 | 0,050 | 0,910 | 0,101 |
| REFM | 2038 | 234,516 | -98,237 | 136,278 | 9,675 | 0,548 | 24,757 | 2,560 | 0,054 | 8,684 | 0,108 |
| IMOB./ACTIVO | 2387 | 1,004 | 0,000 | 1,004 | 0,236 | 0,007 | 0,339 | 1,235 | 0,050 | -0,062 | 0,100 |
| Act. CircuL/Activo | 2387 | 1,004 | -0,004 | 1,000 | 0,763 | 0,007 | 0,340 | -1,228 | 0,050 | -0,083 | 0,100 |
| TMR | 2229 | 1696,693 | 0,000 | 1696,693 | 121,032 | 5,926 | 279,771 | 3,263 | 0,052 | 11,227 | 0,104 |
| TMP | 2106 | 18448,091 | 0,000 | 18448,091 | 2150,129 | 80,084 | 3675,135 | 2,377 | 0,053 | 5,074 | 0,107 |
| RES.TRANS/ACTIVOS | 1953 | 0,385 | -0,224 | 0,161 | -0,019 | 0,001 | 0,059 | -0,796 | 0,055 | 2,382 | 0,111 |
| Vneg/Act Total | 1494 | 0,112 | 0,000 | 0,112 | 0,014 | 0,001 | 0,027 | 1,909 | 0,063 | 2,584 | 0,127 |
| Valid N (listwise) | 425 | | | | | | | | | | |

ANEXO II – Medidas de Estatística Descritiva – Ano de 2008

| Descriptive Statistics - Ano de 2008 | | | | | | | | | | | |
|--------------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|----------------|-----------|------------|-----------|------------|
| | N | Range | Minimum | Maximum | Mean | | Std. Deviation | Skewness | | Kurtosis | |
| | Statistic | Statistic | Statistic | Statistic | Statistic | Std. Error | Statistic | Statistic | Std. Error | Statistic | Std. Error |
| LIQ.GER | 2110 | 18,504 | 0,000 | 18,504 | 2,538 | 0,075 | 3,446 | 2,425 | 0,053 | 5,828 | 0,107 |
| LIQ-RED | 2121 | 4,901 | -0,037 | 4,864 | 0,593 | 0,020 | 0,905 | 2,452 | 0,053 | 6,140 | 0,106 |
| LIQ.IMED | 2102 | 1,564 | -0,267 | 1,297 | 0,126 | 0,005 | 0,238 | 2,732 | 0,053 | 7,585 | 0,107 |
| RENT_VND_P.S | 2242 | 2,878 | -1,548 | 1,330 | -0,029 | 0,007 | 0,308 | -1,275 | 0,052 | 7,044 | 0,103 |
| RENR_PROD | 2117 | 2,525 | -1,395 | 1,130 | -0,032 | 0,007 | 0,325 | -0,834 | 0,053 | 4,147 | 0,106 |
| EP | 2200 | 0,402 | -0,194 | 0,207 | 0,003 | 0,001 | 0,057 | 0,000 | 0,052 | 2,185 | 0,104 |
| ROA | 2160 | 0,320 | -0,173 | 0,147 | -0,012 | 0,001 | 0,047 | -0,422 | 0,053 | 1,849 | 0,105 |
| ROE | 2139 | 2,386 | -1,085 | 1,300 | 0,091 | 0,008 | 0,382 | 0,600 | 0,053 | 1,578 | 0,106 |
| AF | 2368 | 2,302 | -1,302 | 1,000 | 0,250 | 0,008 | 0,368 | 0,436 | 0,050 | 0,292 | 0,101 |
| Debt-to-Equity Ratio, PT | 1996 | 60,298 | -25,898 | 34,399 | 2,712 | 0,203 | 9,081 | 0,346 | 0,055 | 2,256 | 0,110 |
| Debt-to-Equity Ratio, PMLP | 1844 | 8,676 | -3,758 | 4,918 | 0,350 | 0,024 | 1,047 | 1,996 | 0,057 | 5,811 | 0,114 |
| PassivoTotal/Activo | 2368 | 2,302 | 0,000 | 2,302 | 0,744 | 0,008 | 0,371 | -0,426 | 0,050 | 0,227 | 0,101 |
| PassivoMLP/Activo | 2402 | 2,332 | 0,000 | 2,332 | 0,275 | 0,008 | 0,370 | 1,085 | 0,050 | 0,429 | 0,100 |
| PCP/Activo | 2391 | 2,933 | 0,000 | 2,933 | 0,472 | 0,009 | 0,422 | 0,727 | 0,050 | 0,308 | 0,100 |
| Cap.Perm/Activo | 2391 | 2,933 | -1,933 | 1,000 | 0,523 | 0,009 | 0,422 | -0,704 | 0,050 | 0,265 | 0,100 |
| REFM | 2050 | 243,553 | -97,006 | 146,547 | 8,859 | 0,542 | 24,548 | 2,558 | 0,054 | 10,963 | 0,108 |
| IMOB./ACTIVO | 2420 | 1,000 | 0,000 | 1,000 | 0,246 | 0,007 | 0,344 | 1,163 | 0,050 | -0,253 | 0,099 |
| Act. CircuL/Activo | 2420 | 1,000 | 0,000 | 1,000 | 0,749 | 0,007 | 0,348 | -1,134 | 0,050 | -0,329 | 0,099 |
| TMR | 2255 | 1532,838 | 0,000 | 1532,838 | 104,752 | 4,937 | 234,465 | 3,285 | 0,052 | 11,788 | 0,103 |
| TMP | 2120 | 20281,903 | 0,000 | 20281,903 | 2294,542 | 85,991 | 3959,312 | 2,545 | 0,053 | 6,214 | 0,106 |
| ResTrans/TotalAct | 1830 | 0,272 | -0,172 | 0,099 | -0,020 | 0,001 | 0,047 | -0,926 | 0,057 | 1,302 | 0,114 |
| Vneg/Total Act | 1849 | 0,271 | 0,000 | 0,271 | 0,038 | 0,002 | 0,066 | 1,840 | 0,057 | 2,406 | 0,114 |
| Valid N (listwise) | 251 | | | | | | | | | | |

ANEXO III– Medidas de Estatística Descritiva – Ano de 2009

| Descriptive Statistics - Ano de 2009 | | | | | | | | | | | |
|--------------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|----------------|-----------|------------|-----------|------------|
| | N | Range | Minimum | Maximum | Mean | | Std. Deviation | Skewness | | Kurtosis | |
| | Statistic | Statistic | Statistic | Statistic | Statistic | Std. Error | Statistic | Statistic | Std. Error | Statistic | Std. Error |
| LIQ.GER | 1962 | 18,686 | -0,842 | 17,844 | 2,458 | 0,074 | 3,288 | 2,421 | 0,055 | 5,821 | 0,110 |
| LIQ-RED | 1986 | 5,896 | -0,842 | 5,054 | 0,609 | 0,021 | 0,918 | 2,431 | 0,055 | 6,325 | 0,110 |
| LIQ.IMED | 1957 | 2,177 | -0,842 | 1,335 | 0,130 | 0,006 | 0,253 | 2,599 | 0,055 | 6,982 | 0,111 |
| RENT_VND_P.S | 2089 | 3,136 | -1,666 | 1,471 | -0,015 | 0,007 | 0,309 | -0,847 | 0,054 | 7,185 | 0,107 |
| RENR_PROD | 2009 | 3,466 | -1,872 | 1,593 | -0,036 | 0,010 | 0,445 | -0,845 | 0,055 | 4,183 | 0,109 |
| EP | 2022 | 0,352 | -0,177 | 0,175 | 0,002 | 0,001 | 0,051 | -0,089 | 0,054 | 2,163 | 0,109 |
| ROA | 2017 | 0,318 | -0,172 | 0,146 | -0,010 | 0,001 | 0,047 | -0,469 | 0,055 | 2,103 | 0,109 |
| ROE | 1970 | 2,056 | -0,930 | 1,126 | 0,082 | 0,007 | 0,324 | 0,656 | 0,055 | 1,851 | 0,110 |
| AF | 2208 | 2,490 | -1,490 | 1,000 | 0,256 | 0,008 | 0,396 | 0,009 | 0,052 | 0,933 | 0,104 |
| Debt-to-Equity Ratio, PT | 1872 | 50,931 | -21,703 | 29,227 | 2,476 | 0,185 | 7,997 | 0,454 | 0,057 | 2,164 | 0,113 |
| Debt-to-Equity Ratio, PMLP | 1694 | 7,089 | -2,973 | 4,116 | 0,268 | 0,021 | 0,865 | 1,797 | 0,059 | 6,179 | 0,119 |
| PassivoTotal/Activo | 2208 | 2,490 | 0,000 | 2,490 | 0,739 | 0,008 | 0,399 | -0,005 | 0,052 | 0,879 | 0,104 |
| PassivoMLP/Activo | 2248 | 2,256 | 0,000 | 2,256 | 0,273 | 0,008 | 0,372 | 1,163 | 0,052 | 0,677 | 0,103 |
| PCP/Activo | 2220 | 3,058 | 0,000 | 3,058 | 0,468 | 0,009 | 0,436 | 1,052 | 0,052 | 1,812 | 0,104 |
| Cap.Perm/Activo | 2220 | 3,058 | -2,058 | 1,000 | 0,528 | 0,009 | 0,436 | -1,032 | 0,052 | 1,759 | 0,104 |
| REFM | 1904 | 181,244 | -76,899 | 104,345 | 5,946 | 0,377 | 16,440 | 2,760 | 0,056 | 11,962 | 0,112 |
| IMOB./ACTIVO | 2255 | 1,026 | 0,000 | 1,026 | 0,260 | 0,007 | 0,352 | 1,075 | 0,052 | -0,457 | 0,103 |
| Act. CircuL/Activo | 2255 | 1,026 | -0,026 | 1,000 | 0,736 | 0,007 | 0,355 | -1,052 | 0,052 | -0,512 | 0,103 |
| TMR | 2092 | 1667,361 | 0,000 | 1667,361 | 109,950 | 5,536 | 253,191 | 3,353 | 0,054 | 12,353 | 0,107 |
| TMP | 2003 | 30194,826 | 0,000 | 30194,826 | 3446,294 | 132,110 | 5912,559 | 2,475 | 0,055 | 5,950 | 0,109 |
| ResTrans/TotalAct | 2051 | 0,373 | 0,000 | 0,373 | 0,012 | 0,001 | 0,049 | 4,815 | 0,054 | 24,469 | 0,108 |
| Vneg/Total Act | 1724 | 0,378 | -0,243 | 0,135 | -0,032 | 0,002 | 0,068 | -0,932 | 0,059 | 1,067 | 0,118 |
| Valid N (listwise) | 442 | | | | | | | | | | |

ANEXO IV – Resultados da Análise Discriminante – Ano 2007

| | | |
|---|--|--|
| DISCRIMINANT | | |
| /GROUPS=Deved_Sup_10000(0 1) | | |
| /VARIABLES=Res.Trans.Act.Total FMAct.Total Rent.Fiscal VndTotalActivo EquitytodebtRati Rend.Op.Activo | | |
| /SELECT=validate(1) | | |
| /ANALYSIS ALL | | |
| /SAVE=CLASS PROBS | | |
| /PRIORS EQUAL | | |
| /STATISTICS=MEAN STDDEV UNIVF BOXM COEFF RAW CORR TABLE CROSSVALID | | |
| /CLASSIFY=NONMISSING POOLED. | | |
| | | |
| | | |
| Discriminant | | |
| | | |
| Notes | | |
| Output Created | | 14-Jul-2011 19:18:12 |
| Comments | | |
| Input | Active Dataset | DataSet1 |
| | Filter | <none> |
| | Weight | <none> |
| | Split File | <none> |
| | N of Rows in Working Data File | 98 |
| Missing Value Handling | Definition of Missing | User-defined missing values are treated as missing in the analysis phase. |
| | Cases Used | In the analysis phase, cases with no user- or system-missing values for any predictor variable are used. Cases with user-, system-missing, or out-of-range values for the grouping variable are always excluded. |
| Syntax | DISCRIMINANT /GROUPS=Deved_Sup_10000(0 1) /VARIABLES=Res.Trans.Act.Total FMAct.Total Rent.Fiscal VndTotalActivo EquitytodebtRati Rend.Op.Activo /SELECT=validate(1) /ANALYSIS ALL /SAVE=CLASS PROBS /PRIORS EQUAL /STATISTICS=MEAN STDDEV UNIVF B | |
| Resources | Processor Time | 00:00:00,109 |
| | Elapsed Time | 00:00:00,111 |
| Variables Created or Modified | Dis_9 | Predicted Group for Analysis 1 |
| | Dis1_9 | Probabilities of Membership in Group 0 for Analysis 1 |
| | Dis2_9 | Probabilities of Membership in Group 1 for Analysis 1 |
| Number of unweighted cases written to the working file after classification | | 98 |

[DataSet1]

Analysis Case Processing Summary

| Unweighted Cases | | N | Percent |
|------------------|---|----|---------|
| Valid | | 75 | 76,5 |
| Excluded | Missing or out-of-range group codes | 0 | ,0 |
| | At least one missing discriminating variable | 0 | ,0 |
| | Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable | 0 | ,0 |
| | Unselected | 23 | 23,5 |
| | Total | 23 | 23,5 |
| Total | | 98 | 100,0 |

Group Statistics

| Deved_Sup_10000 | | Mean | Std. Deviation | Valid N (listwise) | |
|-----------------|----------------------|-----------|----------------|--------------------|----------|
| | | | | Unweighted | Weighted |
| 0 | Res.Trans./Act.Total | -,0276110 | ,08806935 | 40 | 40,000 |
| | FM/Act.Total | ,1556059 | ,41510710 | 40 | 40,000 |
| | Rent. Fiscal | ,0784090 | ,29212950 | 40 | 40,000 |
| | Vnd / Total Activo | ,2598744 | ,23122285 | 40 | 40,000 |
| | Equity to debt Rati | ,5035067 | ,88104845 | 40 | 40,000 |
| | Rend.Op.Activo | ,0227743 | ,03535341 | 40 | 40,000 |
| 1 | Res.Trans./Act.Total | -,0198704 | ,07270168 | 35 | 35,000 |
| | FM/Act.Total | ,2472932 | ,37579007 | 35 | 35,000 |
| | Rent. Fiscal | ,0116725 | ,32576464 | 35 | 35,000 |
| | Vnd / Total Activo | ,1542706 | ,18615489 | 35 | 35,000 |
| | Equity to debt Rati | ,3518871 | ,57662688 | 35 | 35,000 |
| | Rend.Op.Activo | ,0349424 | ,04609629 | 35 | 35,000 |
| Total | Res.Trans./Act.Total | -,0239987 | ,08081668 | 75 | 75,000 |
| | FM/Act.Total | ,1983933 | ,39726400 | 75 | 75,000 |
| | Rent. Fiscal | ,0472653 | ,30799156 | 75 | 75,000 |
| | Vnd / Total Activo | ,2105926 | ,21659196 | 75 | 75,000 |
| | Equity to debt Rati | ,4327509 | ,75343966 | 75 | 75,000 |
| | Rend.Op.Activo | ,0284528 | ,04089440 | 75 | 75,000 |

Tests of Equality of Group Means

| | Wilks' Lambda | F | df1 | df2 | Sig. |
|----------------------|---------------|-------|-----|-----|------|
| Res.Trans./Act.Total | ,998 | ,169 | 1 | 73 | ,682 |
| FM/Act.Total | ,987 | ,994 | 1 | 73 | ,322 |
| Rent. Fiscal | ,988 | ,875 | 1 | 73 | ,353 |
| Vnd / Total Activo | ,940 | 4,657 | 1 | 73 | ,034 |
| Equity to debt Rati | ,990 | ,753 | 1 | 73 | ,388 |
| Rend.Op.Activo | ,978 | 1,668 | 1 | 73 | ,201 |

Pooled Within-Groups Matrices

| | | Res.Trans./Act.Total | FM/Act.Total | Rent. Fiscal | Vnd / Total Activo | Equity to debt Rati | Rend.Op.Activo |
|-------------|----------------------|----------------------|--------------|--------------|--------------------|---------------------|----------------|
| Correlation | Res.Trans./Act.Total | 1,000 | ,077 | ,049 | ,070 | -,267 | -,021 |
| | FM/Act.Total | ,077 | 1,000 | -,080 | ,118 | -,093 | ,168 |
| | Rent. Fiscal | ,049 | -,080 | 1,000 | ,018 | ,240 | ,416 |
| | Vnd / Total Activo | ,070 | ,118 | ,018 | 1,000 | -,094 | ,392 |
| | Equity to debt Rati | -,267 | -,093 | ,240 | -,094 | 1,000 | ,040 |
| | Rend.Op.Activo | -,021 | ,168 | ,416 | ,392 | ,040 | 1,000 |

Analysis 1

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

| Deved_Sup_10000 | Rank | Log Determinant |
|----------------------|------|-----------------|
| 0 | 6 | -19,633 |
| 1 | 6 | -20,953 |
| Pooled within-groups | 6 | -19,918 |

The ranks and natural logarithms of determinants printed

Test Results

| | | |
|---------|---------|----------|
| Box's M | | 24,104 |
| F | Approx. | 1,046 |
| | df1 | 21 |
| | df2 | 1885,408 |
| | Sig. | ,402 |

Tests null hypothesis of equal population covariance

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

| Function | Eigenvalue | % of Variance | Cumulative % | Canonical Correlation |
|----------|-------------------|---------------|--------------|-----------------------|
| 1 | ,220 ^a | 100,0 | 100,0 | ,424 |

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

| Test of Function(s) | Wilks' Lambda | Chi-square | df | Sig. |
|---------------------|---------------|------------|----|------|
| 1 | ,820 | 13,909 | 6 | ,031 |

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

| | Function |
|----------------------|----------|
| | 1 |
| Res.Trans./Act.Total | -,162 |
| FM/Act.Total | -,135 |
| Rent. Fiscal | ,553 |
| Vnd / Total Activo | ,923 |
| Equity to debt Rati | ,151 |
| Rend.Op.Activo | -,901 |

Structure Matrix

| | Function |
|----------------------|----------|
| | 1 |
| Vnd / Total Activo | ,539 |
| Rend.Op.Activo | -,322 |
| FM/Act.Total | -,249 |
| Rent. Fiscal | ,234 |
| Equity to debt Rati | ,217 |
| Res.Trans./Act.Total | -,103 |

Pooled within-groups correlations between

Canonical Discriminant Function

| | Function |
|----------------------|----------|
| | 1 |
| Res.Trans./Act.Total | -1,993 |
| FM/Act.Total | -,340 |
| Rent. Fiscal | 1,794 |
| Vnd / Total Activo | 4,367 |
| Equity to debt Rati | ,200 |
| Rend.Op.Activo | -22,134 |
| (Constant) | -,442 |

Unstandardized coefficients

Functions at Group Centroids

| Deved_Sup_10000 | Function |
|-----------------|----------|
| | 1 |
| 0 | ,433 |
| 1 | -,494 |

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

| | |
|--|----|
| Processed | 98 |
| Excluded | 0 |
| Missing or out-of-range group codes | |
| At least one missing discriminating variable | 0 |
| Used in Output | 98 |

Prior Probabilities for Groups

| Deved_Sup_10000 | Prior | Cases Used in Analysis | |
|-----------------|-------|------------------------|----------|
| | | Unweighted | Weighted |
| 0 | ,500 | 40 | 40,000 |
| 1 | ,500 | 35 | 35,000 |
| Total | 1,000 | 75 | 75,000 |

Classification Function Coefficients

| | Deved_Sup_10000 | |
|----------------------|-----------------|--------|
| | 0 | 1 |
| Res.Trans./Act.Total | -3,395 | -1,547 |
| FM/Act.Total | ,896 | 1,211 |
| Rent. Fiscal | ,475 | -1,189 |
| Vnd / Total Activo | 6,220 | 2,172 |
| Equity to debt Rati | ,954 | ,768 |
| Rend.Op.Activo | -2,733 | 17,789 |
| (Constant) | -1,846 | -1,465 |

Fisher's linear discriminant functions

Classification Results^{b,c,d}

| | | | Deved_Sup_10000 | Predicted Group | | Total |
|--------------------|------------------------------|-------|-----------------|-----------------|-------|-------|
| | | | | 0 | 1 | |
| Cases Selected | Original | Count | 0 | 27 | 13 | 40 |
| | | | 1 | 13 | 22 | 35 |
| | | % | 0 | 67,5 | 32,5 | 100,0 |
| | Cross-validated ^a | Count | 0 | 24 | 16 | 40 |
| | | | 1 | 13 | 22 | 35 |
| | | % | 0 | 60,0 | 40,0 | 100,0 |
| Cases Not Selected | Original | Count | 0 | 3 | 6 | 9 |
| | | | 1 | 3 | 11 | 14 |
| | % | 0 | 33,3 | 66,7 | 100,0 | |
| | | 1 | 21,4 | 78,6 | 100,0 | |

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by th

b. 65,3% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 60,9% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 61,3% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

ANEXO V – Resultados da Análise Discriminante – Ano 2009

```

DISCRIMINANT
  /GROUPS=Dividas10000(0 1)
  /VARIABLES=LiquidezImediata PCPActivo Res.Trans.Act.Total VndTotalActivo
Rend.Op.Activo FMAct.Total EquitytodebtRati Rent.Fiscal
  /SELECT=validate(1)
  /ANALYSIS ALL
  /SAVE=CLASS PROBS
  /PRIORS EQUAL
  /STATISTICS=MEAN STDDEV UNIVF BOXM COEFF RAW CORR TABLE CROSSVALID
  /CLASSIFY=NONMISSING POOLED.
    
```

Discriminant

| | | Notes |
|---|--------------------------------|--|
| Output Created | | 15-Jul-2011 00:55:00 |
| Comments | | |
| Input | Active Dataset | DataSet1 |
| | Filter | <none> |
| | Weight | <none> |
| | Split File | <none> |
| | N of Rows in Working Data File | 144 |
| Missing Value Handling | Definition of Missing | User-defined missing values are treated as missing in the analysis phase. |
| | Cases Used | In the analysis phase, cases with no user- or system-missing values for any predictor variable are used. Cases with user-, system-missing, or out-of-range values for the grouping variable are always excluded. |
| Syntax | | DISCRIMINANT /GROUPS=Dividas10000(0 1) /VARIABLES=LiquidezImediata PCPActivo Res.Trans.Act.Total VndTotalActivo Rend.Op.Activo FMAct.Total EquitytodebtRati Rent.Fiscal /SELECT=validate(1) /ANALYSIS ALL /SAVE=CLASS PROBS /PRIORS EQUAL /STATISTICS=MEAN STDDEV UNIVF BOXM COEFF RAW CORR TABLE CROSSVALID /CLASSIFY=NONMISSING POOLED. |
| Resources | Processor Time | 00:00:00,047 |
| | Elapsed Time | 00:00:00,047 |
| Variables Created or Modified | Dis_1 | Predicted Group for Analysis 1 |
| | Dis1_1 | Probabilities of Membership in Group 0 for Analysis 1 |
| | Dis2_1 | Probabilities of Membership in Group 1 for Analysis 1 |
| Number of unweighted cases written to the working file after classification | | 144 |

[DataSet1]

Analysis Case Processing Summary

| Unweighted Cases | | N | Percent |
|------------------|---|-----|---------|
| Valid | | 105 | 72,9 |
| Excluded | Missing or out-of-range group codes | 0 | ,0 |
| | At least one missing discriminating variable | 0 | ,0 |
| | Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable | 0 | ,0 |
| | Unselected | 39 | 27,1 |
| | Total | 39 | 27,1 |
| Total | | 144 | 100,0 |

[DataSet1]

Analysis Case Processing Summary

| Unweighted Cases | | N | Percent |
|------------------|---|-----|---------|
| Valid | | 105 | 72,9 |
| Excluded | Missing or out-of-range group codes | 0 | ,0 |
| | At least one missing discriminating variable | 0 | ,0 |
| | Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable | 0 | ,0 |
| | Unselected | 39 | 27,1 |
| | Total | 39 | 27,1 |
| Total | | 144 | 100,0 |

Group Statistics

| Dividas>10000 | | Mean | Std. Deviation | Valid N (listwise) | |
|---------------|----------------------|-------------|----------------|--------------------|----------|
| | | | | Unweighted | Weighted |
| 0 | Liquidez Imediata | ,3961981 | 1,26980342 | 53 | 53,000 |
| | PCP/Activo | ,4967394 | ,36327216 | 53 | 53,000 |
| | Res.Trans./Act.Total | -,0349993 | ,17783347 | 53 | 53,000 |
| | Vnd / Total Activo | ,2390815 | ,42207036 | 53 | 53,000 |
| | Rend.Op.Activo | ,0048740 | ,06262726 | 53 | 53,000 |
| | FM/Act.Total | ,2032988 | ,44982539 | 53 | 53,000 |
| | Equity to debt Rati | ,8255213 | 2,83095625 | 53 | 53,000 |
| | Rent. Fiscal | -2,0697231 | 13,35241367 | 53 | 53,000 |
| 1 | Liquidez Imediata | ,1015464 | ,25600704 | 52 | 52,000 |
| | PCP/Activo | ,3921193 | ,31840753 | 52 | 52,000 |
| | Res.Trans./Act.Total | -,0217594 | ,20352563 | 52 | 52,000 |
| | Vnd / Total Activo | ,3365224 | 1,34977290 | 52 | 52,000 |
| | Rend.Op.Activo | ,0076431 | ,03345229 | 52 | 52,000 |
| | FM/Act.Total | ,2690485 | ,38007166 | 52 | 52,000 |
| | Equity to debt Rati | 1,2678661 | 4,09003784 | 52 | 52,000 |
| | Rent. Fiscal | -32,1490863 | 204,40012588 | 52 | 52,000 |
| Total | Liquidez Imediata | ,2502753 | ,92749749 | 105 | 105,000 |
| | PCP/Activo | ,4449276 | ,34418392 | 105 | 105,000 |
| | Res.Trans./Act.Total | -,0284424 | ,19018322 | 105 | 105,000 |
| | Vnd / Total Activo | ,2873379 | ,99241789 | 105 | 105,000 |
| | Rend.Op.Activo | ,0062453 | ,05011776 | 105 | 105,000 |
| | FM/Act.Total | ,2358606 | ,41605376 | 105 | 105,000 |
| | Equity to debt Rati | 1,0445873 | 3,50141320 | 105 | 105,000 |
| | Rent. Fiscal | -16,9661696 | 144,24101472 | 105 | 105,000 |

Tests of Equality of Group Means

| | Wilks' Lambda | F | df1 | df2 | Sig. |
|----------------------|---------------|-------|-----|-----|------|
| Liquidez Imediata | ,975 | 2,692 | 1 | 103 | ,104 |
| PCP/Activo | ,977 | 2,459 | 1 | 103 | ,120 |
| Res.Trans./Act.Total | ,999 | ,126 | 1 | 103 | ,723 |
| Vnd / Total Activo | ,998 | ,251 | 1 | 103 | ,617 |
| Rend.Op.Activo | ,999 | ,079 | 1 | 103 | ,779 |
| FM/Act.Total | ,994 | ,653 | 1 | 103 | ,421 |
| Equity to debt Rati | ,996 | ,417 | 1 | 103 | ,520 |
| Rent. Fiscal | ,989 | 1,143 | 1 | 103 | ,288 |

Pooled Within-Groups Matrices

| | Liquidez Imediata | PCP/Activo | Res.Trans./Act.Total | Vnd / Total Activo | Rend.Op.Activo | FM/Act.Total | Equity to debt Rati | Rent. Fiscal |
|-------------------------------|-------------------|------------|----------------------|--------------------|----------------|--------------|---------------------|--------------|
| Correlation Liquidez Imediata | 1,000 | -,283 | -,044 | ,007 | ,002 | ,209 | -,031 | ,014 |
| PCP/Activo | -,283 | 1,000 | -,132 | ,152 | ,072 | -,539 | -,282 | -,182 |
| Res.Trans./Act.Total | -,044 | -,132 | 1,000 | ,037 | -,119 | ,237 | ,143 | ,106 |
| Vnd / Total Activo | ,007 | ,152 | ,037 | 1,000 | ,112 | -,010 | -,062 | ,040 |
| Rend.Op.Activo | ,002 | ,072 | -,119 | ,112 | 1,000 | ,203 | -,063 | ,136 |
| FM/Act.Total | ,209 | -,539 | ,237 | -,010 | ,203 | 1,000 | ,054 | ,203 |
| Equity to debt Rati | -,031 | -,282 | ,143 | -,062 | -,063 | ,054 | 1,000 | ,047 |
| Rent. Fiscal | ,014 | -,182 | ,106 | ,040 | ,136 | ,203 | ,047 | 1,000 |

Analysis 1

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

| Dividas>10000 | Rank | Log Determinant |
|----------------------|------|-----------------|
| 0 | 8 | -7,604 |
| 1 | 8 | -4,426 |
| Pooled within-groups | 8 | -1,780 |

The ranks and natural logarithms of determinants

Test Results

| | | |
|---------|---------|-----------|
| Box's M | | 437,839 |
| F | Approx. | 11,159 |
| | df1 | 36 |
| | df2 | 35670,238 |
| | Sig. | ,000 |

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

| Function | Eigenvalue | % of Variance | Cumulative % | Canonical Correlation |
|----------|-------------------|---------------|--------------|-----------------------|
| 1 | ,103 ^a | 100,0 | 100,0 | ,306 |

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

| Test of Function(s) | Wilks' Lambda | Chi-square | df | Sig. |
|---------------------|---------------|------------|----|------|
| 1 | ,906 | 9,730 | 8 | ,284 |

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

| | Function |
|----------------------|----------|
| | 1 |
| Liquidez Imediata | ,735 |
| PCP/Activo | ,827 |
| Res.Trans./Act.Total | -,031 |
| Vnd / Total Activo | -,282 |
| Rend.Op.Activo | -,185 |
| FM/Act.Total | -,018 |
| Equity to debt Rati | ,010 |
| Rent. Fiscal | ,511 |

Structure Matrix

| | Function |
|----------------------|----------|
| | 1 |
| Liquidez Imediata | ,503 |
| PCP/Activo | ,481 |
| Rent. Fiscal | ,328 |
| FM/Act.Total | -,248 |
| Equity to debt Rati | -,198 |
| Vnd / Total Activo | -,154 |
| Res.Trans./Act.Total | -,109 |
| Rend.Op.Activo | -,086 |

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized

Canonical Discriminant Function

| | Function |
|----------------------|----------|
| | 1 |
| Liquidez Imediata | ,799 |
| PCP/Activo | 2,419 |
| Res.Trans./Act.Total | -,162 |
| Vnd / Total Activo | -,283 |
| Rend.Op.Activo | -3,667 |
| FM/Act.Total | -,044 |
| Equity to debt Rati | ,003 |
| Rent. Fiscal | ,004 |
| (Constant) | -1,109 |

Unstandardized coefficients

Functions at Group Centroids

| Dividas>10000 | Function |
|---------------|----------|
| | 1 |
| 0 | ,315 |
| 1 | -,321 |

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

| | | |
|----------------|--|-----|
| Processed | | 144 |
| Excluded | Missing or out-of-range group codes | 0 |
| | At least one missing discriminating variable | 0 |
| Used in Output | | 144 |

Prior Probabilities for Groups

| Dividas>10000 | Prior | Cases Used in Analysis | |
|---------------|-------|------------------------|----------|
| | | Unweighted | Weighted |
| 0 | ,500 | 53 | 53,000 |
| 1 | ,500 | 52 | 52,000 |
| Total | 1,000 | 105 | 105,000 |

Classification Function Coefficients

| | Dividas>10000 | |
|----------------------|---------------|--------|
| | 0 | 1 |
| Liquidez Imediata | ,975 | ,466 |
| PCP/Activo | 9,359 | 7,818 |
| Res.Trans./Act.Total | -2,476 | -2,373 |
| Vnd / Total Activo | -,089 | ,091 |
| Rend.Op.Activo | -11,512 | -9,178 |
| FM/Act.Total | 5,172 | 5,200 |
| Equity to debt Rati | ,303 | ,301 |
| Rent. Fiscal | ,001 | -,001 |
| (Constant) | -3,865 | -3,161 |

Fisher's linear discriminant functions

Classification Results^{b,c,d}

| Dividas>10000 | | | | Predicted Group | | Total |
|--------------------|------------------------------|-------|---|-----------------|------|-------|
| | | | | 0 | 1 | |
| Cases Selected | Original | Count | 0 | 30 | 23 | 53 |
| | | | 1 | 16 | 36 | 52 |
| | | % | 0 | 56,6 | 43,4 | 100,0 |
| | | | 1 | 30,8 | 69,2 | 100,0 |
| | Cross-validated ^a | Count | 0 | 27 | 26 | 53 |
| | | | 1 | 21 | 31 | 52 |
| | | % | 0 | 50,9 | 49,1 | 100,0 |
| | | | 1 | 40,4 | 59,6 | 100,0 |
| Cases Not Selected | Original | Count | 0 | 12 | 7 | 19 |
| | | | 1 | 6 | 14 | 20 |
| | | % | 0 | 63,2 | 36,8 | 100,0 |
| | | | 1 | 30,0 | 70,0 | 100,0 |

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by

b. 62,9% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 66,7% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 55,2% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

ANEXO VI – Resultados do Modelo Logit – Ano de 2007

```
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Deved_Sup_10000
/METHOD=ENTER Res.Trans.Act.Total FMAct.Total EquitytodebtRati
Rent.Fiscal VndTotalActivo Rend.Op.Activo
/CLASSPLOT
/CASEWISE OUTLIER(2)
/PRINT=GOODFIT CORR CI(95)
/CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).
```

Logistic Regression

Notes

| | | |
|------------------------|--------------------------------|---|
| Output Created | | 14-Jul-2011 22:59:06 |
| Comments | | |
| Input | Active Dataset | DataSet1 |
| | Filter | <none> |
| | Weight | <none> |
| | Split File | <none> |
| | N of Rows in Working Data File | 98 |
| Missing Value Handling | Definition of Missing | User-defined missing values are treated as missing |
| Syntax | | LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Deved_Sup_10000 /METHOD=ENTER Res.Trans.Act.Total FMAct.Total EquitytodebtRati Rent.Fiscal VndTotalActivo Rend.Op.Activo /CLASSPLOT /CASEWISE OUTLIER(2) /PRINT=GOODFIT CORR CI(95) /CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5). |
| Resources | Processor Time | 00:00:00,047 |
| | Elapsed Time | 00:00:00,047 |

[DataSet1]

Case Processing Summary

| Unweighted Cases ^a | | N | Percent |
|-------------------------------|----------------------|----|---------|
| Selected Cases | Included in Analysis | 98 | 100,0 |
| | Missing Cases | 0 | ,0 |
| | Total | 98 | 100,0 |
| Unselected Cases | | 0 | ,0 |
| Total | | 98 | 100,0 |

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

| Original Value | Internal Value |
|----------------|----------------|
| 0 | 0 |
| 1 | 1 |

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

| Observed | | Predicted | | |
|--------------------|-----------------|-----------------|----|--------------------|
| | | Deved_Sup_10000 | | Percentage Correct |
| | | 0 | 1 | |
| Step 0 | Deved_Sup_10000 | 0 | 49 | ,0 |
| | 1 | 0 | 49 | 100,0 |
| Overall Percentage | | | | 50,0 |

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

| | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) |
|-----------------|------|------|------|----|-------|--------|
| Step 0 Constant | ,000 | ,202 | ,000 | 1 | 1,000 | 1,000 |

Variables not in the Equation

| | | | Score | df | Sig. |
|--------|--------------------|---------------------|-------|------|------|
| Step 0 | Variables | Res.Trans.Act.Total | 1,056 | 1 | ,304 |
| | | FMAct.Total | 1,652 | 1 | ,199 |
| | | EquitytodebtRati | 1,313 | 1 | ,252 |
| | | Rent.Fiscal | ,900 | 1 | ,343 |
| | | VndTotalActivo | 5,529 | 1 | ,019 |
| | | Rend.Op.Activo | 1,076 | 1 | ,299 |
| | Overall Statistics | 14,789 | 6 | ,022 | |

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

| | | Chi-square | df | Sig. |
|--------|-------|------------|----|------|
| Step 1 | Step | 16,056 | 6 | ,013 |
| | Block | 16,056 | 6 | ,013 |
| | Model | 16,056 | 6 | ,013 |

Model Summary

| Step | -2 Log likelihood | Cox & Snell R Square | Nagelkerke R Square |
|------|----------------------|----------------------|---------------------|
| 1 | 119,800 ^a | ,151 | ,201 |

a. Estimation terminated at iteration number 4 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

| Step | Chi-square | df | Sig. |
|------|------------|----|------|
| 1 | 2,575 | 8 | ,958 |

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

| | | Deved_Sup_10000 = 0 | | Deved_Sup_10000 = 1 | | Total |
|--------|----|---------------------|----------|---------------------|----------|-------|
| | | Observed | Expected | Observed | Expected | |
| Step 1 | 1 | 8 | 8,307 | 2 | 1,693 | 10 |
| | 2 | 7 | 7,407 | 3 | 2,593 | 10 |
| | 3 | 8 | 6,637 | 2 | 3,363 | 10 |
| | 4 | 5 | 5,730 | 5 | 4,270 | 10 |
| | 5 | 5 | 4,933 | 5 | 5,067 | 10 |
| | 6 | 4 | 4,422 | 6 | 5,578 | 10 |
| | 7 | 5 | 3,831 | 5 | 6,169 | 10 |
| | 8 | 4 | 3,390 | 6 | 6,610 | 10 |
| | 9 | 2 | 2,841 | 8 | 7,159 | 10 |
| | 10 | 1 | 1,502 | 7 | 6,498 | 8 |

Classification Table^a

| Observed | | Predicted | | |
|--------------------|-----------------------|-----------------|----|--------------------|
| | | Deved_Sup_10000 | | Percentage Correct |
| | | 0 | 1 | |
| Step 1 | Deved_Sup_ 0 10000 | 32 | 17 | 65,3 |
| | 1 | 12 | 37 | 75,5 |
| Overall Percentage | | | | 70,4 |

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

| | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. for EXP(B) | |
|---|--------|-------|-------|----|------|-------------|---------------------|------------------|
| | | | | | | | Lower | Upper |
| Step 1 ^a Res.Trans.Act.Total | 3,238 | 3,002 | 1,164 | 1 | ,281 | 25,485 | ,071 | 9148,695 |
| FMAct.Total | ,439 | ,584 | ,565 | 1 | ,452 | 1,551 | ,494 | 4,868 |
| EquitytodebtRati | -,254 | ,349 | ,529 | 1 | ,467 | ,776 | ,391 | 1,538 |
| Rent.Fiscal | -1,473 | ,923 | 2,550 | 1 | ,110 | ,229 | ,038 | 1,398 |
| VndTotalActivo | -3,733 | 1,258 | 8,802 | 1 | ,003 | ,024 | ,002 | ,282 |
| Rend.Op.Activo | 14,496 | 6,551 | 4,896 | 1 | ,027 | 1975108,091 | 5,237 | 744857632129,744 |
| Constant | ,484 | ,376 | 1,662 | 1 | ,197 | 1,623 | | |

a. Variable(s) entered on step 1: Res.Trans.Act.Total, FMAct.Total, EquitytodebtRati, Rent.Fiscal, VndTotalActivo, Rend.Op.Activo.

Correlation Matrix

| | | Constant | Res. Trans. Act. Total | FMAct.Total | Equity to debt Ratio | Rent.Fiscal | Vnd Total Activo | Rend.Op. Activo |
|--------|------------------------|----------|------------------------|-------------|----------------------|-------------|------------------|-----------------|
| Step 1 | Constant | 1,000 | ,166 | -,260 | -,399 | -,031 | -,508 | -,140 |
| | Res. Trans. Act. Total | ,166 | 1,000 | -,090 | ,133 | -,130 | -,090 | ,121 |
| | FMAct.Total | -,260 | -,090 | 1,000 | ,021 | ,179 | -,049 | -,181 |
| | EquitytodebtRati | -,399 | ,133 | ,021 | 1,000 | -,217 | ,088 | ,093 |
| | Rent.Fiscal | -,031 | -,130 | ,179 | -,217 | 1,000 | ,179 | -,509 |
| | VndTotalActivo | -,508 | -,090 | -,049 | ,088 | ,179 | 1,000 | -,380 |
| | Rend.Op.Activo | -,140 | ,121 | -,181 | ,093 | -,509 | -,380 | 1,000 |

ANEXO VII – Resultados do Modelo Logit – Ano de 2009

```
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Dividas10000
/METHOD=ENTER LiquidezImediata PCPActivo Res.Trans.Act.Total
VndTotalActivo Rend.Op.Activo FMAct.Total EquitytodebtRati Rent.Fiscal
/CLASSPLOT
/CASEWISE OUTLIER(2)
/PRINT=GOODFIT CI(95)
/CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).
```

Logistic Regression

| | | Notes | |
|------------------------|--------------------------------|--|----------------------|
| Output Created | | | 15-Jul-2011 00:56:59 |
| Comments | | | |
| Input | Active Dataset | DataSet1 | |
| | Filter | <none> | |
| | Weight | <none> | |
| | Split File | <none> | |
| | N of Rows in Working Data File | | 144 |
| Missing Value Handling | Definition of Missing | User-defined missing values are treated as missing | |
| Syntax | | LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Dividas10000 /METHOD=ENTER LiquidezImediata PCPActivo Res.Trans.Act.Total VndTotalActivo Rend.Op.Activo FMAct.Total EquitytodebtRati Rent.Fiscal /CLASSPLOT /CASEWISE OUTLIER(2) /PRINT=GOODFIT CI(95) /CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5). | |
| Resources | Processor Time | | 00:00:00,062 |
| | Elapsed Time | | 00:00:00,063 |

[DataSet1]

Case Processing Summary

| Unweighted Cases ^a | | N | Percent |
|-------------------------------|----------------------|-----|---------|
| Selected Cases | Included in Analysis | 144 | 100,0 |
| | Missing Cases | 0 | ,0 |
| | Total | 144 | 100,0 |
| Unselected Cases | | 0 | ,0 |
| Total | | 144 | 100,0 |

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases

Dependent Variable Encoding

| Original Value | Internal Value |
|----------------|----------------|
| 0 | 0 |
| 1 | 1 |

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

| Observed | | | Predicted | | Percentage Correct |
|--------------------|---------------|---|---------------|----|--------------------|
| | | | Dividas>10000 | | |
| | | | 0 | 1 | |
| Step 0 | Dividas>10000 | 0 | 0 | 72 | ,0 |
| | | 1 | 0 | 72 | 100,0 |
| Overall Percentage | | | | | 50,0 |

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

| | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) |
|-----------------|------|------|------|----|-------|--------|
| Step 0 Constant | ,000 | ,167 | ,000 | 1 | 1,000 | 1,000 |

Variables not in the Equation

| | | Score | df | Sig. | |
|--------|--------------------|---------------------|--------|------|------|
| Step 0 | Variables | LiquidezMediata | 3,680 | 1 | ,055 |
| | | PCPActivo | 2,537 | 1 | ,111 |
| | | Res.Trans.Act.Total | ,009 | 1 | ,923 |
| | | VndTotalActivo | ,112 | 1 | ,737 |
| | | Rend.Op.Activo | ,730 | 1 | ,393 |
| | | FMAct.Total | ,844 | 1 | ,358 |
| | | EquitytodebtRati | ,056 | 1 | ,812 |
| | | Rent.Fiscal | 1,101 | 1 | ,294 |
| | Overall Statistics | | 11,974 | 8 | ,152 |

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

| | | Chi-square | df | Sig. |
|--------|-------|------------|----|------|
| Step 1 | Step | 17,079 | 8 | ,029 |
| | Block | 17,079 | 8 | ,029 |
| | Model | 17,079 | 8 | ,029 |

Model Summary

| Step | -2 Log likelihood | Cox & Snell R Square | Nagelkerke R Square |
|------|----------------------|----------------------|---------------------|
| 1 | 182,547 ^a | ,112 | ,149 |

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

| Step | Chi-square | df | Sig. |
|------|------------|----|------|
| 1 | 7,739 | 8 | ,459 |

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

| | | Dividas>10000 = 0 | | Dividas>10000 = 1 | | Total |
|--------|----|-------------------|----------|-------------------|----------|-------|
| | | Observed | Expected | Observed | Expected | |
| Step 1 | 1 | 10 | 11,442 | 4 | 2,558 | 14 |
| | 2 | 8 | 9,288 | 6 | 4,712 | 14 |
| | 3 | 13 | 8,600 | 1 | 5,400 | 14 |
| | 4 | 7 | 7,919 | 7 | 6,081 | 14 |
| | 5 | 7 | 7,248 | 7 | 6,752 | 14 |
| | 6 | 6 | 6,434 | 8 | 7,566 | 14 |
| | 7 | 6 | 5,813 | 8 | 8,187 | 14 |
| | 8 | 5 | 5,383 | 9 | 8,617 | 14 |
| | 9 | 5 | 4,863 | 9 | 9,137 | 14 |
| | 10 | 5 | 5,009 | 13 | 12,991 | 18 |

Classification Table^a

| | Observed | Predicted | | Percentage Correct |
|--------|--------------------|---------------|----|--------------------|
| | | Dividas>10000 | | |
| | | 0 | 1 | |
| Step 1 | Dividas>10 000 | 45 | 27 | 62,5 |
| | 1 | 24 | 48 | 66,7 |
| | Overall Percentage | | | 64,6 |

a. The cut value is ,500

Casewise List^b

| Case | Selected Status ^a | Observed | Predicted | Predicted Group | Temporary Variable | |
|------|------------------------------|---------------|-----------|-----------------|--------------------|--------|
| | | Dividas>10000 | | | Resid | ZResid |
| 128 | S | 1 | ,602 | 1 | ,398 | ,814 |

a. S = Selected, U = Unselected cases, and ** = Misclassified cases.

b. Cases with studentized residuals greater than 2,000 are listed.