

MODELO EMPÍRICO DE PREVISÃO DE DEVEDORES FISCAIS (CAE 41200) USANDO INFORMAÇÃO FINANCEIRA

por

Augusto dos Santos Moreira da Silva

Dissertação de Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientador:

Professor Doutor António de Melo da Costa Cerqueira

Co-Orientador:

Professor Doutor Elísio Fernando Moreira Brandão

Ano de 2011

AGRADECIMENTOS

Um agradecimento especial aos orientadores da presente dissertação, Professor Doutor António de Melo da Costa Cerqueira e Professor Doutor Elísio Fernando Moreira Brandão, pelos ensinamentos, contributos, incentivos, recomendações e disponibilidade sempre presentes ao longo de toda a sua realização.

Expresso também o meu agradecimento a todos os professores que me proporcionaram, ao longo de todo este percurso, a aquisição das ferramentas necessárias para a sua concretização.

Uma palavra especial de apreço ao Ex.mo Sr. Director-Geral dos Impostos, Professor Doutor José António Azevedo Pereira, pela aposta que efectuou na valorização dos quadros da instituição que dirige, a bem da sua modernização, apontando caminhos a quem mostrou capacidade e vontade de seguir em frente.

Finalmente, agradeço, por um lado, à minha família e amigos e, por outro lado, àqueles que nunca acreditaram em mim, que, por razões diametralmente opostas, continuam a ser a verdadeira motivação para tudo o que faço.

RESUMO

Esta dissertação tem por objectivo estimar um modelo para as empresas pertencentes ao CAE 41200, correspondente à actividade de construção de edifícios (residenciais e não residenciais), com base nos seus rácios e indicadores financeiros, para a atribuição de perfil de devedor fiscal, para, por um lado, identificar possíveis futuros devedores antes de os mesmos entrarem em incumprimento e, por outro lado, fazer uma selecção de potenciais alvos de inspecção.

Pretende, também, efectuar uma análise sistematizada dos dados nacionais relativos às empresas do sector, dos exercícios de 2007, 2008 e 2009, com o objectivo de caracterizar o seu perfil através do cálculo dos seus rácios principais.

Visa, ainda, apontar caminhos futuros na investigação relacionada com o tema.

Palavras-chave: Rácios financeiros, devedores fiscais, modelo de previsão de devedores.

ABSTRACT

This paper aims to estimate a model for companies belonging to CAE 41200, corresponding to the activity of construction of buildings (residential and non residential), based on their financial ratios and indicators for the allocation of tax payer profile to, on the one hand, identify prospective borrowers before they go into default and, on the other hand, make a selection of potential targets for inspection.

It also intends to carry out a systematic analysis of national data to this industry, for the years 2007, 2008 and 2009, with the aim to characterize the profile business through the calculation of its principal key ratios.

It also aims at pointing out future directions in research related to the topic.

Keywords: Financial ratios, tax debtors, prediction model of debtors.

ÍNDICE:

RESUMO.....	iii
ABSTRACT.....	iii
CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO.....	1
CAPÍTULO 2: REVISÃO DA LITERATURA.....	4
CAPÍTULO 3: CARACTERIZAÇÃO DO CAE	9
3.1. Demonstração de resultados	10
3.2. O Balanço	11
3.3. O VAB médio de todas as empresas	12
3.4. O Fundo de Maneio (FM) médio de todas as empresas	13
3.5. Earnings Before Interest and Taxes (EBIT).....	14
CAPÍTULO 4: DADOS, AMOSTRAS, VARIÁVEIS E METODOLOGIA.....	15
4.1. Identificação geral dos dados.....	15
4.2. Constituição da amostra.....	16
4.2.1. Tratamento inicial da base de dados nacional das IES	16
4.2.2. Tratamento de outliers	16
4.2.3. Amostra na análise univariada – rácios.....	17
4.2.4. Amostra na análise univariada – vertente fiscal	17
4.2.5. Amostra na análise multivariada	18
4.3. Selecção das variáveis para a análise multivariada	18
4.3.1. Exemplos de variáveis utilizadas em estudos anteriores.....	18
4.3.2. Selecção de variáveis na presente dissertação.....	19
4.4. Metodologia	20
4.4.1. Análise factorial	20
4.4.2. Análise discriminante	21

4.4.3. Regressão <i>logit</i>	22
CAPÍTULO 5: RESULTADOS	23
5.1. Análise univariada – Rácios.....	23
5.1.1. Introdução	23
5.1.2. Indicadores de liquidez	24
5.1.3. Indicadores de Rentabilidade	25
5.1.4. Indicadores de Estrutura ou Endividamento	26
5.2. Análise univariada – vertente fiscal	26
5.3. Matriz das correlações.....	27
5.4. Análise factorial	28
5.5. Análise Multivariada	28
5.5.1. Análise Discriminante.....	28
5.5.2. Regressão <i>logit</i>	32
5.5.3. Conclusões	34
CAPÍTULO 6: CONCLUSÕES.....	36
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	38
ANEXOS.....	41
Anexo I: Estatística descritiva 2007.....	42
Anexo II: Estatística descritiva 2008	43
Anexo III: Estatística descritiva 2009	44
ANEXO IV – <i>Output</i> análise discriminante 2007.....	45
ANEXO V – <i>Output</i> análise discriminante 2008.....	55
ANEXO VI – <i>Output</i> análise discriminante 2009.....	65
ANEXO VII – <i>Output</i> regressão <i>logit</i> 2007	75
ANEXO VIII – <i>Output</i> regressão <i>logit</i> 2008.....	82

ANEXO IX – <i>Output</i> regressão <i>logit</i> 2009.....	89
---	----

INDÍCE DE TABELAS

Tabela 1: Classificação das entidades	10
Tabela 2: Demonstração de Resultados agregada.....	11
Tabela 3: Distribuição dos Resultados Líquidos do Exercício	11
Tabela 4: Balanço agregado.....	12
Tabela 5: VAB médio de todas as empresas.....	13
Tabela 6: Fundo de Maneio médio de todas as empresas.....	13
Tabela 7: EBIT médio de todas as empresas	14
Tabela 8: IES – Número de empresas	15
Tabela 9: Declarações de rendimentos modelo 22 – Número de empresas.	15
Tabela 10: Distribuição de devedores e não devedores por ano.....	16
Tabela 11: Amostra, por cada ano, na análise multivariada	18
Tabela 12: Designações e fórmulas dos rácios usados em outros estudos	19
Tabela 13: Médias de oito dos principais rácios do sector	23
Tabela 14: Dados das declarações de rendimentos modelo 22 de IRC.....	27
Tabela 15: Estatística de Lambda de Wilks.....	29
Tabela 16: Teste de igualdade das médias.....	29
Tabela 17: Coeficientes normalizados	30
Tabela 18: Matriz de estrutura	30
Tabela 19: Análise discriminante – resultados da classificação do ano de 2007.....	31
Tabela 20: Análise discriminante – resultados da classificação do ano de 2008.....	32
Tabela 21: Análise discriminante – resultados da classificação do ano de 2009.....	32
Tabela 22: Variáveis na equação.....	33
Tabela 23: Teste do rácio de verosimilhança.....	33
Tabela 24: Regressão <i>logit</i> – resultados da classificação do ano de 2007	34
Tabela 25: Regressão <i>logit</i> – resultados da classificação do ano de 2008	34
Tabela 26: Regressão <i>logit</i> – resultados da classificação do ano de 2009	34

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO

Esta dissertação tem por objectivo estimar um modelo para a atribuição de perfil de devedor, a partir da base de dados fornecida com a informação sobre as dívidas fiscais, relativamente às empresas do CAE 41200, correspondente à actividade de construção de edifícios (residenciais e não residenciais), de modo a, por um lado, identificar possíveis devedores antes de os mesmos entrarem em incumprimento e, por outro lado, possibilitar efectuar uma selecção de potenciais alvos de acção de inspecção. Pretende, ainda, efectuar uma análise sistematizada dos dados nacionais relativos às empresas do mesmo sector de actividade, dos exercícios de 2007, 2008 e 2009, com o objectivo de caracterizar o seu perfil através do cálculo dos seus principais rácios.

A previsão de futuros devedores fiscais através da análise de rácios financeiros não abunda na literatura pesquisada, no entanto, vários trabalhos de referência existem, relativos a temas idênticos, efectuados, nomeadamente, por Lisowsky (2010) sobre a procura de faltosos relacionados com o planeamento fiscal abusivo e por Neves e Silva (1998) sobre a obtenção de sinais de alerta relativamente ao risco de incumprimento das empresas.

A identificação do perfil dos contribuintes que estão em situação de devedores, através do tratamento dos principais rácios da actividade assume primordial importância, designadamente no contexto da actual crise financeira, pois poderá permitir a antecipação por parte, nomeadamente, da Administração Fiscal da previsão de futuros incumprimentos que poderão levar à insolvência das empresas, podendo, deste modo facultar a tomada de medidas preventivas no acautelar da arrecadação das receitas devidas ao Estado.

O principal contributo da presente dissertação reside no facto de ter sido utilizada a análise discriminante e o modelo *logit* para o sector de actividade da construção de edifícios (residenciais e não residenciais) correspondente ao CAE 41200, com o objectivo de prever, através de rácios financeiros, empresas que possam vir a entrar na situação de devedores fiscais.

O ponto de partida é constituído pelos elementos obtidos através das bases de dados da Direcção-Geral dos Impostos provenientes da recolha dos campos da Informação Empresarial Simplificada (IES), bem como da Declaração Periódica de

Rendimentos modelo 22 de IRC, dos anos de 2007, 2008 e 2009 e da listagem de devedores fiscais com montantes superiores a € 100000,00, com referência às empresas deste sector de actividade.

Ao longo do trabalho, a base de dados utilizada resulta da IES, com excepção da “análise univariada – vertente fiscal” em que são usados os dados referentes às declarações modelo 22 de IRC.

O tema em análise reveste de importância primordial porque esta antecipação por parte da Administração Fiscal – prevendo o incumprimento fiscal através dos rácios financeiros evidenciados nas Demonstrações Financeiras das empresas – poderá permitir a sua actuação em tempo útil, através de selecção para acções de inspecção tributária de modo a garantir que a tributação seja efectiva e que as dívidas sejam cobradas e a que, no caso de se verificar uma futura situação de insolvência, esteja mais apta a defender os interesses do Estado.

A selecção destes alvos poderá constituir um passo importante no combate à fraude e evasão fiscal que constitui um dos objectivos principais da Administração Fiscal, tendo em conta o reconhecimento generalizado da sua existência em grande escala.

A utilização destas ferramentas de apoio à selecção de sujeitos passivos poderá permitir uma melhor afectação dos recursos (sempre escassos) na área da inspecção tributária permitindo congrega esforços, visando uma maior economia, eficácia e eficiência de meios na Administração Fiscal.

Sendo o objectivo principal da presente dissertação a criação de um modelo empírico que seja aplicável à realidade concreta do sector não deixou de se desenvolver o enquadramento teórico de suporte a todo o trabalho desenvolvido.

Assim, depois da introdução, em que são identificados, nomeadamente, os objectivos e a organização da presente dissertação, no Capítulo 2 é efectuada a revisão da literatura mais relevante relacionada com o tema em análise.

No Capítulo 3 é efectuada a caracterização do já referido sector de actividade.

No Capítulo 4 são descritas as bases de dados utilizadas, pormenorizado o seu tratamento, identificados os critérios usados na constituição das amostras e na selecção das variáveis, terminando com a especificação da metodologia utilizada na construção do modelo.

No Capítulo 5 são vertidos os resultados obtidos, tanto na análise univariada pelos rácios e pela vertente fiscal, como na análise multivariada, com a utilização da análise discriminante e da regressão *logit*, encerrando com as conclusões dos resultados obtidos.

Finalmente, no Capítulo 6, são apresentadas as principais conclusões do presente trabalho, identificadas algumas das suas limitações e apontados possíveis caminhos futuros de investigações relacionadas com o tema.

CAPÍTULO 2: REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo irá ser efectuada a revisão da literatura existente, relacionada com o tema. Atendendo a que relativamente ao tema específico do presente trabalho não foi encontrada literatura relevante, foram considerados para análise e ponto de partida trabalhos envolvendo conteúdos que, de alguma forma, se encontram relacionados, destacando-se, nomeadamente, os relativos a modelos de previsão de falências e insolvências e a modelos detecção de devedores no sector da Segurança Social.

Beaver (1967), ao apresentar estudos demonstrativos sobre a capacidade de rácios financeiros permitirem prever, através da análise univariada, insolvências de empresas e Altman (1968), por demonstrar que a combinação de vários rácios financeiros num só modelo melhora aquela capacidade individual de previsão de falências, são os pioneiros no estudo destas matérias.

Inicialmente, os modelos baseados na análise discriminante dominaram os estudos realizados nesta área, nomeadamente, por Altman (1968) e Meyer e Pifer (1970).

Martin (1977) e Ohlson (1980) foram dos primeiros autores a utilizar o modelo *logit* nos estudos realizados nesta área, tendo-se verificado a partir dessa altura um aumento da utilização deste modelo a rácios financeiros nas previsões de falência.

Collins e Green (1982) referem que os modelos *logit* evidenciam menores erros do tipo I, ou seja, os erros mais gravosos, em que o modelo classifica como empresas saudáveis as que já entraram em incumprimento.

No entanto, na aplicação do *logit* é fundamental ter em conta que este apresenta grande sensibilidade à multicolinearidade, bem como à existência de “*outliers*” e “*missing values*”.

Nos primórdios dos estudos sobre estas matérias, Beaver (1967) desenvolveu um modelo de análise univariada com base numa amostra composta por 79 empresas solventes e 79 insolventes, comparando as médias de sete rácios financeiros de empresas de cada um dos grupos. Considerou estar em situação de falência a empresa que: a) sofreu um processo de liquidação; b) não cumpriu deveres para com obrigacionistas; c) não pagou dividendos a acções preferenciais; d) teve incidentes bancários.

Utilizou a semelhança com reservatório de activos líquidos com as seguintes regras:

a) Menor probabilidade de falência se:

a1) for maior o reservatório de activos líquidos

a2) for maior o fluxo de activos líquidos resultantes da actividade operacional

b) Maior probabilidade de falência se:

b1) for maior o montante da dívida

b2) forem maiores as despesas operacionais.

O facto de somente 9% das empresas terem sido incorrectamente classificadas mostrou que o caminho da análise através dos rácios financeiros devia continuar a ser explorado.

Concluiu, também, que os rácios não têm todos a mesma capacidade de previsão de falência, que prevêem melhor a não falência do que da falência e que as empresas boas são estáveis ao longo do tempo, havendo uma deterioração sucessiva das empresas em vias de falência.

Conforme foi anteriormente referido, Altman (1968) utilizou a análise discriminante para identificar o perfil das empresas solventes e insolventes, com o objectivo de contornar alguns dos problemas levantados pela análise univariada. Este estudo de Altman incidiu sobre 22 rácios organizados em cinco grupos (liquidez, rentabilidade, endividamento, solvabilidade e actividade), tendo utilizado uma amostra de 66 empresas (33 solventes e 33 insolventes) e obtido uma função discriminante Z em que acima de um determinado valor a empresa é sólida e abaixo de outro valor há o perigo de insolvência, situando-se entre estes valores uma zona de incerteza.

No entanto a análise discriminante assenta em vários pressupostos, alguns dos quais restritivos, nomeadamente que as variáveis independentes incluídas no modelo seguem uma distribuição multinormal e que há igualdade das matrizes de dispersão (mesmo número de empresas que são devedoras e não devedoras).

Por isso, tendo em conta uma menor restrição em termos dos pressupostos, nomeadamente, dos referidos no parágrafo anterior, os modelos *logit* e *probit* passaram a ser mais utilizados a partir de 1980.

Assim, conforme já foi referido, Ohlson (1980) foi dos pioneiros a utilizar o modelo *logit* no estudo da previsão de insolvência. Este modelo tem a vantagem de permitir o uso de amostras não proporcionais.

Ohlson usou 105 empresas insolventes e 2.058 solventes, no período entre 1970 e 1976. Utilizou sete rácios financeiros e duas variáveis binárias.

Embora este modelo tenha apresentado uma ligeira menor precisão de classificação e eficácia que os modelos baseados na análise discriminante (Altman, 1968 e Altman et al, 1977), apresenta as vantagens de apresentar um *score* entre zero e um, que pode ser transformado na probabilidade de insolvência. A variável dependente é binária e permite que os coeficientes estimados possam ser interpretados de forma isolada (nível de significância).

No que se refere à opção pelo modelo a utilizar, estando em causa a análise discriminante ou a regressão *logit*, há entendimentos de vários autores que nem sempre são concordantes.

Press e Wilson (1978) e Lo (1986) defendem que não há grandes diferenças entre os resultados obtidos através da análise discriminante e os resultados provenientes da regressão *logit*.

Efron (1975) argumenta que a análise discriminante poderá permitir obter melhores resultados se o pressuposto da multinormalidade das variáveis for cumprido.

Por sua vez, Lenox (1999) defende que o modelo *logit* é o mais adequado para este tipo de estudos pois nestes raramente se verificam os pressupostos em que se apoia a análise discriminante, ou seja, a multinormalidade das variáveis independentes e a igualdade das matrizes de dispersão do grupo de empresas.

De forma inovadora para a época, o Banco de França, no ano de 1983, produziu um trabalho sobre o risco de falência das empresas francesas, por sectores de actividade, com base na análise discriminante, tendo elaborado uma função que colocou à disposição das empresas para agirem de modo a poderem tomar as medidas mais adequadas ao seu caso concreto, utilizando dados dos anos de 1972 a 1979, com 1150 empresas normais e 1348 empresas em dificuldades. A função Z obtida, cujas variáveis se encontram identificadas em 4.3.1., permitia calcular a probabilidade de falência das empresas, em conformidade com o valor determinado para Z.

Para a indústria transformadora no Reino Unido, Taffler (1983) criou um modelo z-score, com as variáveis explicativas, rentabilidade, activo circulante, o risco financeiro e liquidez. Este modelo usava um *cut-off* zero de modo a que se z fosse maior que zero as empresas seriam saudáveis, caso contrário teriam o perfil de insolvente.

Em Portugal, também foram efectuados estudos nesta área, nomeadamente, por Neves e Silva (1998) que desenvolveram um trabalho, financiado pela Fundação para a Ciência e Tecnologia (FCT) e pelo Instituto da Gestão Financeira da Segurança Social (IGFSS), baseado no mercado português, visando a obtenção de sinais de alerta sobre o risco de crédito das empresas para o IGFSS.

Este trabalho baseou-se na criação de uma função estatística que permitia separar as empresas em termos do seu risco de incumprimento através da análise discriminante e do modelo *logit*.

Esta função permitia:

- a) melhorar o conhecimento das empresas devedoras à Segurança Social;
- b) produzir sinais antecipados de alerta sobre a previsão de risco de crédito; e
- c) auxiliar na definição de políticas de gestão do crédito, podendo contribuir para a redução do número de falências e para a minimização dos problemas que lhes estão associados.

Como ponto de partida utilizaram o modelo desenvolvido por Altman (1968), com base nos rácios financeiros obtidos a partir do balanço de 1994, utilizando como critério de discriminação a situação das empresas em finais de 1996. Foram utilizadas 171 empresas, correspondendo 86 a uma situação considerada difícil e 85 a situação normal. A análise discriminante originou 73,1% de casos correctamente classificados. O modelo *logit* permitiu obter 74,9% de casos correctamente classificados

Após a estimação com base nos rácios do modelo de Altman, os autores construíram um modelo optimizado, tendo alargado a base de dados aos restantes rácios financeiros disponíveis, tendo aplicado a metodologia “stepwise” com base na análise discriminante, mas os resultados obtidos, talvez devido a problemas de multicolinearidade, levaram a que parâmetros associados a alguns rácios não apresentassem sentido económico.

Finalmente, os autores estimaram um modelo com base na informação existente para o ano de 1995, pelo *logit*, tendo obtido uma percentagem de casos correctamente classificados de 85%. Da aplicação da análise discriminante linear a estes rácios financeiros obtiveram um modelo, em que a percentagem de casos correctamente classificados é de 75,6%, e em que os sinais e os valores dos parâmetros parecem

consentâneos com a interpretação económica e apresentam uma diminuição do erro do tipo I.

Mais recentemente, Altman e Sabato (2007) recorreram à aplicação da regressão logística às variáveis para efectuarem a previsão da insolvência das empresas.

Posteriormente, os autores desenvolveram o modelo *logit* utilizando os logaritmos das variáveis.

Este segundo modelo revelou maior capacidade de previsão de insolvência, que passou de cerca de 75% para cerca de 87%.

Muitos outros trabalhos foram e estão a ser realizados nesta área. Ultimamente estão a ser utilizados métodos que utilizam recursos mais avançados em termos informáticos, como sejam as árvores de decisão e as redes neuronais.

Balcaen e Ooghe (2004) analisaram a literatura existente sobre estes métodos e concluíram que, apesar de estes métodos alternativos serem mais complexos em termos computacionais do que as técnicas tradicionais, não se mostra evidente que apresentem melhores resultados.

CAPÍTULO 3: CARACTERIZAÇÃO DO CAE

O código da actividade em análise (CAE 41200) corresponde à construção de edifícios (residenciais e não residenciais) pela Classificação Portuguesa de Actividades Económicas, Revisão 3, aprovada pelo Decreto-Lei nº 381/2007, de 14 de Novembro, que nas sua notas explicativas refere que “...Compreende a construção de todos os tipos de edifícios residenciais (edifícios de habitação unifamiliar e multifamiliar) e não residenciais (edifícios cobertos para a produção industrial, hospitais, escolas, edifícios para escritórios, hotéis, armazéns, edifícios comerciais, restaurantes, edifícios dos aeroportos, edifícios para desportos em locais cobertos, piscinas cobertas, garagens, edifícios para fins religiosos e outros), executados por conta própria ou em regime de empreitada ou subempreitada, de parte ou de todo o processo de construção. Inclui também a ampliação, reparação, transformação e restauro de edifícios, assim como a montagem de edifícios préfabricados...”.

Refere, ainda, que “...Não inclui: Promoção imobiliária (41100); Construção de complexos industriais (42990); Actividades especializadas da construção (43); Demolição de edifícios (43110); Construção de piscinas ao ar livre (43992); Actividades de arquitectura e engenharia (711); Gestão e fiscalização de projectos para a construção (711)...”.

Para a caracterização das empresas do sector foi utilizada a base de dados das IES completa e sem qualquer tratamento.

Na tabela 1 é apresentado um resumo com o número de empresas do sector em função da sua dimensão, constante da base de dados fornecida com referência às IES.

De acordo com o artigo 9º do Decreto-Lei nº 158/2009, de 13/07, a Norma Contabilística e de Relato Financeiro para Pequenas Entidades (NCRFPE) apenas pode ser adoptada pelas entidades que não ultrapassem 2 dos 3 limites seguintes, salvo quando tenham as suas demonstrações financeiras sujeitas a certificação legal de contas:

- a) Total de balanço: € 1500000,00;
- b) Total de vendas líquidas e outros rendimentos: € 3000000,00;
- c) Nº de empregados em média durante o exercício: 50.

A Lei nº 35/2010, de 02 de Setembro, para efeitos contabilísticos, considera microentidades as que à data do balanço também não ultrapassem 2 dos 3 limites seguintes:

- a) Total de balanço: € 500000,00;
- b) Volume de negócios líquido: € 500000,00;
- c) Número médio de empregados durante o exercício: 5.

Como os dados disponibilizados não relevam informação sobre o número de empregados foram tidos em conta, simultaneamente, os limites das alíneas a) e b) anteriormente referidas.

É de realçar, numa análise sumária, que as microentidades representam cerca de metade do total das empresas do sector. Importa referir, também, que nesta tabela estão identificados como devedores os sujeitos passivos que pertencem à listagem nacional de devedores com dívidas superiores a € 100000,00 e que estão classificados como não devedores todos os restantes. Assume um aspecto particular o facto de cerca de metade dos devedores estar concentrado nas “restantes entidades”, ou seja, naquelas que apresentam um maior volume de negócios e um maior valor de balanço.

Tabela 1: Classificação das entidades

Ano	Empresas	Microentidades	Pequenas entidades	Restantes Entidades	Total
2007	Total empresas	6580	3621	3466	13667
	Devedores	151	165	331	647
	Não devedores	6429	3456	3135	13020
2008	Total empresas	5659	3164	3190	12013
	Devedores	128	113	260	501
	Não devedores	5531	3051	2930	11512
2009	Total empresas	5394	3000	2854	11248
	Devedores	109	72	194	375
	Não devedores	5285	2928	2660	10873

3.1. Demonstração de resultados

A Demonstração de Resultados é uma peça contabilística que permite analisar a situação económico-financeira das empresas.

Para obter uma visão global foi construída uma Demonstração de Resultados agregada por cada ano, desde 2007 a 2009, contendo os valores totais e médios relativos a cada grande rubrica.

Tabela 2: Demonstração de Resultados agregada

Rubricas	Ano de 2007		Ano de 2008		Ano de 2009	
	Valor total	Valor médio	Valor total	Valor médio	Valor total	Valor médio
Proveitos	11700114679,08	856085,07	10308928733,92	858147,73	8285345804,37	736606,13
Custos	11285690893,05	825762,12	10123294874,15	842694,99	8253416384,32	733767,46
IR do exercício	168443571,25	12324,84	127919642,82	10648,43	90474589,69	8043,62
Resultado Líquido Exercício	245980214,78	17998,11	57714216,95	4804,31	-58545169,64	-5204,95

As médias dos Resultados Líquidos do Exercício (RL) de todas as empresas do sector representam € 17998,11, € 4804,31 e € -5204,94, relativamente aos exercícios de 2007, 2008 e 2009, respectivamente. Verifica-se, assim, um decréscimo progressivo e acentuado nos resultados das empresas do sector, o que evidencia a evolução da crise nesta área.

Nos anos de 2007 a 2009, quantificou-se o número de empresas em função de ser positivo, nulo ou negativo o RL, de acordo com a tabela seguinte, verificando-se que a percentagem das empresas que apresentam RL positivo também decresceu entre os anos de 2007 e 2009 de 58,5% para 49,4%.

Tabela 3: Distribuição dos Resultados Líquidos do Exercício

Exercício	2007	% do total	2008	% do total	2009	% do total
Nº empresas c/ RL>0	7995	58,5	6147	51,2	5551	49,4
Nº empresas c/ RL<0	4957	36,3	5107	42,5	4931	43,8
Nº empresas c/ RL=0	715	5,2	759	6,3	766	6,8
Totais	13667	100,0	12013	100,0	11248	100,0

3.2. O Balanço

O Balanço tem importância primordial no diagnóstico financeiro das empresas, pois permite analisar os pontos críticos e estabelecer prioridades na resolução de problemas detectados que possam ter reflexos nos resultados futuros da empresa.

Para obter uma visão global é construído um Balanço agregado, para os anos de 2007, 2008 e 2009, do conjunto das empresas do sector contemplando os valores totais e médios relativos às grandes rubricas.

Tabela 4: Balanço agregado

Rubricas	Ano de 2007		Ano de 2008		Ano de 2009	
	Valor total	Valor médio	Valor total	Valor médio	Valor total	Valor médio
Activo	26591560434,34	1945676,48	25185872138,93	2096551,41	22720010156,87	2019915,55
Capital Próprio	5763323314,73	421696,30	5769839692,82	480299,65	5493193135,48	488370,66
Passivo	20828237119,61	1523980,18	19416032446,11	1616251,76	17226817021,39	1531544,90
Capital Próprio + Passivo	26591560434,34	1945676,48	25185872138,93	2096551,41	22720010156,87	2019915,56

Numa análise sumária ao Balanço agregado verifica-se que há um ligeiro reforço dos valores médios do capital próprio entre os anos de 2007 e 2009, de € 421696,30 para € 488370,66.

A título de exemplo, verifica-se que a autonomia financeira correspondente aos valores médios das empresas do sector é de 21,7%, 22,9% e 24,2%, respectivamente, para os exercícios de 2007, 2008 e 2009. Verifica-se, assim, que estes rácios não estão em conformidade com o rácio mínimo recomendável de autonomia financeira (25% a 30%), pelo que as empresas terão vantagens em recorrer a prestações suplementares e não a aumentos de capital, porque aquelas figuram na situação líquida e não são remuneradas, permitindo, assim, às empresas mais flexibilidade do que a obtida com os aumentos de capital.

3.3. O VAB médio de todas as empresas

O Valor Acrescentado Bruto (VAB) permite analisar o 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. São utilizadas duas ópticas para o cálculo do VAB que conduzem ao mesmo valor:

a) Óptica da Produção: cálculo a partir da produção deduzindo-lhe tudo o que não é riqueza criada pela própria empresa, ou seja, os seus Consumos Intermédios (CMVC E MC), Fornecimentos e Serviços Externos e Impostos Indirectos pagos pela empresa

b) Óptica da Distribuição: calcula o VAB através da soma de todos os montantes que são distribuídos pela empresa via salários, encargos financeiros, impostos e lucros como a remuneração dos intervenientes no processo produtivo.

Na tabela seguinte é apresentado o VAB médio de todas as empresas constantes da amostra nacional para os exercícios de 2007 a 2009:

Tabela 5: VAB médio de todas as empresas

Exercício	2007	2008	2009
VAB médio	190670,63	185126,64	161763,08

Conforme se pode verificar pelo quadro supra, as empresas do sector em análise apresentam uma diminuição acentuada na criação de riqueza entre os exercícios de 2007 e de 2009, de € 190670,63 para € 161763,08. Na análise da situação, porém, deve ser tido em conta o peso dos custos financeiros e a comparação da evolução dos salários e da inflação.

3.4. O Fundo de Maneio (FM) médio de todas as empresas

O Fundo de Maneio é igual ao remanescente dos capitais permanentes após financiar o imobilizado, ou igual ao montante que excede o activo circulante em relação ao passivo de curto prazo, pelo que, quanto maior for o seu valor, maior será a probabilidade de que a empresa esteja apta a realizar meios financeiros líquidos para saldar os seus compromissos, podendo escolher os melhores momentos para efectuar as transacções e conceder créditos aos clientes.

A evolução do FM médio do agregado das empresas do sector está identificada na tabela seguinte:

Tabela 6: Fundo de Maneio médio de todas as empresas

Exercício	2007	2008	2009
FM médio	689371,74	731502,61	725418,62

Tendo em conta que nesta análise, o FM médio é positivo, poder-se-á questionar se é suficiente ou não. Sendo insuficiente, a empresa poderá tomar decisões, nomeadamente, a redução de tempo médio de recebimentos, o aumento de tempo médio de pagamentos, a redução do montante das existências ou a contratação de novas dívidas para substituir as antigas.

3.5. Earnings Before Interest and Taxes (EBIT)

O EBIT é o resultado operacional antes dos juros e dos impostos. Quanto maior for o seu valor, mais a empresa é susceptível de ser lucrativa.

A evolução do EBIT médio do agregado das empresas do sector está identificada na tabela seguinte, verificando-se uma redução acentuada, entre os anos de 2007 e 2009, de € 66606,69 para € 35102,02, eventualmente, justificada pela crise no sector já anteriormente referida.:

Tabela 7: EBIT médio de todas as empresas

Exercício	2007	2008	2009
EBIT médio	66606,69	54756,75	35102,02

CAPÍTULO 4: DADOS, AMOSTRAS, VARIÁVEIS E METODOLOGIA

Neste capítulo irá ser feita uma identificação geral dos dados, da constituição das amostras, da selecção das variáveis e da metodologia utilizada.

4.1. Identificação geral dos dados

O ponto de partida é constituído pelos elementos obtidos através das bases de dados da Direcção-Geral dos Impostos provenientes da recolha dos campos da Informação Empresarial Simplificada (IES), bem como da listagem de devedores nacionais.

Esta listagem é composta por 21200 devedores nacionais com dívidas superiores a € 100000,00.

Relativamente aos dados da IES, foi obtida uma amostra nacional, correspondente ao universo dos contribuintes com dados passíveis de serem tratados relativos aos vários campos das IES, referentes aos exercícios de 2007 a 2009, sendo assim distribuída:

Tabela 8: IES – Número de empresas

Exercício	2007	2008	2009
Nº de empresas	13667	12013	11248

Esta base de dados vai ser sujeita a tratamento específico, nomeadamente, para detecção e análise de *outliers*.

Também será utilizada a amostra nacional, correspondente ao universo dos contribuintes que apresentaram as declarações modelo 22 de IRC, mas unicamente para a análise univariada referente à vertente fiscal, constituída da seguinte forma:

Tabela 9: Declarações de rendimentos modelo 22 – Número de empresas.

Exercício	2007	2008	2009
Nº de empresas	16830	15051	14983

4.2. Constituição da amostra

Nos pontos seguintes são evidenciadas as amostras utilizadas para cada tipo de análise realizada. Conforme já foi referido, as amostras de base correspondem ao universo dos contribuintes que apresentaram, a nível nacional, as declarações modelo 22 de IRC e as IES dos exercícios de 2007, 2008 e 2009.

4.2.1. Tratamento inicial da base de dados nacional das IES

Numa primeira fase foram obtidos rácios e indicadores financeiros para todas as empresas do sector e foi criada uma variável binária com os devedores (1) e os não devedores (0).

Tabela 10: Distribuição de devedores e não devedores por ano.

Ano	Empresas	Total
2007	Total empresas	13667
	Devedores	647
	Não devedores	13020
2008	Total empresas	12013
	Devedores	501
	Não devedores	11512
2009	Total empresas	11248
	Devedores	375
	Não devedores	10873

Os rácios dos contribuintes que apresentavam valores identificados com “#DIV/0!” foram substituídos por espaço em branco (*missing values*). Não se optou pelo zero ou pelo valor médio para evitar que estes valores fossem tidos em conta tanto na análise univariada como na multivariada.

4.2.2. Tratamento de outliers

O conceito de *outlier* corresponde a um valor discrepante da variável original. O valor X de uma variável é um possível *outlier* se:

$X < Q1 - 1,5 \times (Q3 - Q1)$ e $X > Q3 + 1,5 \times (Q3 - Q1)$, em que Q1 e Q3, correspondem, respectivamente, ao 1º e 3º quartis e em que $(Q3 - Q1)$ é designado de intervalo interquartil.

Para ser considerado um provável *outlier* o valor de 1,5, considerado nas fórmulas anteriores, deverá ser substituído por 3.

Com o objectivo de eliminar *outliers* foi utilizada a fórmula da detecção de prováveis *outliers*, atendendo a que deste modo se retiram menos dados.

Utilizando este método, concluiu-se que eram excluídos para os anos de 2007, 2008 e 2009, respectivamente, 12,66%, 13,44% e 15,18% dos dados dos rácios. Optou-se por esta via, atendendo a que não se mostrava praticável analisar individualmente cada um dos prováveis *outliers*.

Esta opção foi feita mantendo o mesmo número de empresas para cada ano somente retirando do conjunto os indicadores que se apresentavam como *outliers*, tendo sido substituídos por espaços em branco (*missing values*).

4.2.3. Amostra na análise univariada – rácios

Foi utilizada a totalidade da base de dados nacional proveniente dos campos da recolha dos dados das IES, anteriormente identificada, após a correcção dos *outliers*, para determinar as medidas de estatística descritiva mais relevantes e caracterizar os rácios do sector de actividade.

4.2.4. Amostra na análise univariada – vertente fiscal

Para esta análise foi utilizada a base de dados total relativa à recolha dos campos das declarações de rendimentos modelo 22 de IRC, dos exercícios de 2007 a 2009, já referida anteriormente.

4.2.5. Amostra na análise multivariada

No contexto da análise multivariada optou-se por utilizar amostras emparelhadas, ou seja, para cada ano identificaram-se os devedores que apresentavam valores em todos as variáveis seleccionadas e, aleatoriamente, foram escolhidos igual número de não devedores, tendo-se obtido os elementos constantes da tabela seguinte:

Tabela 11: Amostra, por cada ano, na análise multivariada

Ano	2007	2008	2009
Devedores	272	330	239
Não devedores	272	330	239
Total da amostra	544	660	478

4.3. Selecção das variáveis para a análise multivariada

A selecção das variáveis reveste-se num dos aspectos mais relevantes na elaboração dos modelos de previsão em estudo.

4.3.1. Exemplos de variáveis utilizadas em estudos anteriores

Foram nos vários trabalhos efectuados nesta área utilizadas diversificadas variáveis, nomeadamente as constantes da tabela seguinte:

Tabela 12: Designações e fórmulas dos rácios usados em outros estudos

Autor	Rácios
Neves e Silva (1998)	Rácio do fundo de maneio = Fundo de Maneio/Activo Total
	Rotação do Activo = Vendas/Activo Total
	Rendibilidade Operacional do Activo = Resultado Operacional/Activo Total
	Equity to Debt Ratio = Capital Próprio/Passivo
	Cobertura do Activo por Resultados Transitados = Resultados Transitados/Activo Total
	Peso do Activo Circulante no Activo Total = Activo Circulante/Activo Total
	Cash-Flow/Activo Total
	Prazo de Pagamento Estado = Estado e OEP's Total/Vendas *360
	Liquidez = Empréstimos Curto Prazo/Activo Circulante
Altman e Sabato(2007)	Rentabilidade = Ebitda/Total Assets
	Alavancagem = Short term debt/Equity Book Value
	Cobertura = Retained Earnings/Total Assets
	Liquidez = Cash/Total Assets
	Actividade = Ebitda/Interest Expenses
Banco de França (1983)	Encargos financeiros/Resultado económico bruto
	Cobertura dos capitais investidos
	Capacidade de reembolso
	Taxa margem bruta de exploração
	Prazo médio de pagamento
	Taxa de variação do valor acrescentado
	Prazo médio de recebimento
	Taxa de investimento físico.
Springate(1978)	Fundo de Maneio/Activo
	Lucros antes de juros e impostos/Activo
	Lucros antes de impostos/Passivo
	Vendas/Activo
Altman (1968)	Fundo de maneio/Activo
	Resultados líquidos retidos/Activo
	Resultados operacionais/Activo
	Valor de mercado/Passivo, posteriormente usou Capital/Passivo
	Vendas/Activo
Beaver (1967)	Cash-flow/passivo
	Resultado Líquido/Activo
	Passivo/Activo
	Fundo Maneio/Activo
	Activo circulante/Passivo circulante
	(Activo circulante-Existências)/Custos operacionais desembolsáveis

4.3.2. Selecção de variáveis na presente dissertação

Atendendo a que se desconhece a existência de qualquer método para a escolha dos rácios e indicadores que permitam aferir se as empresas vão passar, ou não, a ser devedores fiscais, por uma questão metodológica foram feitos 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):

- a) Rácio do Fundo de Maneio = Fundo de Maneio/Activo Total;
- b) Rotação do Activo = Vendas/Activo Total;
- c) Rendibilidade Operacional do Activo = Resultados Operacionais/Activo Total;
- d) Equity to Debt Ratio = Capital Próprio/Passivo; e
- e) Cobertura do Activo por Resultados Transitados = Resultados Transitados/Activo Total;

conjugados com rácios de Beaver (1967):

- f) Resultado Líquido/Activo; e
- g) Passivo/Activo.

Atendendo a que a variável dimensão assume particular relevância neste tipo de estudos foi introduzida a variável correspondente ao logaritmo do valor total do activo.

Foi ainda considerada a variável binária “devedor” que assume o valor 1 para empresas constantes da listagem nacional de devedores fiscais e o valor 0 para as restantes.

4.4. Metodologia

Com o recurso às ferramentas disponíveis foram efectuadas várias tentativas para encontrar os melhores modelos empíricos de previsão de devedores fiscais pela análise dos seus principais rácios financeiros, tendo-se efectuado, nomeadamente:

4.4.1. Análise factorial

Utilizando os rácios e os indicadores anteriormente calculados, será efectuada a análise factorial de modo a reduzir o número de variáveis a um conjunto de factores das

categorias antes definidas, sem perder de forma significativa a sua capacidade explicativa.

4.4.2. Análise discriminante

Seguir-se-á a análise discriminante aplicada aos factores obtidos, para identificar os factores (variáveis quantitativas) que melhor diferenciam ou discriminam o grupo dos “devedores” e dos “não devedores” (variável qualitativa) de modo a criar uma função discriminante, z-score, que represente as diferenças entre os grupos.

Muitos autores se detiveram em estudos nesta área contemplando a análise discriminante, nomeadamente, Altman (1968) e Meyer e Pifer (1970), Deakin (1972), Edmister (1972), Wilcox (1973), Blum (1974), Springate (1978), Taffler (1982) e Barnes (1983).

Neste trabalho, serão ensaiadas utilizações de bases de dados emparelhadas no intuito de obter melhores resultados.

A análise discriminante permite explicar a variável qualitativa (devedor) pelas variáveis quantitativas, determinando-se a função que melhor explica a separação dos indivíduos em grupos.

Assim, a análise discriminante permite 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.

Deste modo pretende-se desenvolver um sistema de processamento de dados que permita, através dos rácios económico-financeiros de uma empresa não incluída na amostra, classificá-la num dos grupos (devedor/não devedor).

Para efectuar a análise discriminante será criada adicionalmente uma variável (validate) que assume os valores 1 e 0 e que segue a distribuição de Bernoulli com probabilidade $p=0,7$, ou seja, 70% das empresas terão $\text{validate} = 1$ e serão usadas para criar a função discriminante. Os dados das restantes empresas (30%) serão usados para validação do modelo.

Relativamente ao ano de 2007, a função discriminante obtida foi:

$$Z = 10,053 - 1,241\text{Liq_Red} + 6,171\text{Rent_Act_ROA} + 2,519\text{Pas_Tot/Act} + 1,013\text{Rácio_FM} + 0,815\text{Rot_Act} + 1,553\text{Rend_Op_Act} + 0,886\text{Eq-to-Debt_Rat} + 0,959\text{Cob_Act_Res_Trans} - 2,060\text{Log_Act}$$

4.4.3. Regressão *logit*

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” e “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.

Relativamente ao ano de 2007, obteve-se:

$$\eta_i = -12,903 + 1,406\text{Liq_Red} - 9,888\text{Rent_Act_ROA} - 2,365\text{Pas_Tot/Act} - 1,120\text{Rácio_FM} - 0,875\text{Rot_Act} - 0,087\text{Rend_Op_Act} - 0,927\text{Eq-to-Debt_Rat} - 0,909\text{Cob_Act_Res_Trans} + 2,508\text{Log_Act}$$

Nos modelos *logit* temos:

$$P_i = \Pr(Y_i=1/x_i) = e^{\eta_i} / (1 + e^{\eta_i})$$

Significa isto que:

$$\partial p_i / \partial x_{ij} = \partial p_i / \partial \eta_i \cdot \partial \eta_i / \partial x_{ij} = [e^{\eta_i} / (1 + e^{\eta_i})^2] \beta_j = p_i(1 - p_i) \beta_j$$

Um sinal positivo num parâmetro indica que uma variação positiva da variável aumentará a probabilidade de Y valer 1.

O Capítulo seguinte será consagrado à apresentação dos resultados.

CAPÍTULO 5: RESULTADOS

Neste capítulo irão ser evidenciados os principais resultados obtidos da análise univariada e multivariada, que irão permitir, por um lado, conhecer o perfil das empresas do sector e, por outro lado, prever com a antecedência possível a probabilidade de as empresas poderem passar a ser devedores fiscais, facultando, deste modo, a sua monitorização e, eventualmente, o acautelamento dos direitos por parte da Administração Fiscal ou outras entidades interessadas.

5.1. Análise univariada – Rácios

5.1.1. Introdução

Os rácios apresentam uma importância primordial na elaboração do diagnóstico financeiro das empresas, baseando-se no equilíbrio do triângulo que tem como vértices a liquidez, a rentabilidade e a estrutura financeira.

Assim, será efectuado um estudo das medidas de estatística descritiva, com especial ênfase nas médias dos rácios mais relevantes, de acordo com a descrição que se segue, de modo a aprofundar a caracterização das empresas do sector.

Em resumo apresentam-se as médias de oito dos principais rácios do sector, distribuídos por liquidez, rentabilidade e estrutura financeira ou endividamento.

Tabela 13: Médias de oito dos principais rácios do sector

Exercícios	2007	2008	2009
Rubricas			
Liq_Geral	2,107	2,255	2,454
Liq_Red	0,804	0,807	0,873
Rent_Vnd_e_PS	0,031	0,009	-0,001
Rent_Prod	0,024	0,005	-0,0002
Rent_Act_ROA	0,008	0,0001	-0,0004
Rent_Fin_ROE	0,059	0,034	0,290
Aut_Fin	0,287	0,299	0,308
REFM	11,644	13,437	14,384

As principais medidas de estatística descritiva dos rácios do sector seleccionados estão agrupadas nos pontos seguintes e foram obtidas através das bases de dados para os anos de 2007, 2008 e 2009, cujos resultados detalhados constam, respectivamente, dos Anexos I, II e III.

5.1.2. Indicadores de liquidez

Estes indicadores têm por finalidade analisar a capacidade que as empresas têm para honrar os compromissos financeiros no curto prazo. De uma forma geral, verifica-se que as empresas, em média, têm essa capacidade. No entanto o desvio padrão apresenta valores elevados o que significa que existem observações com valores distantes da média e, como tal, candidatos a *outliers*.

Verifica-se existir uma grande amplitude entre os máximos e os mínimos destes indicadores o que evidencia que os dados entre empresas não apresentam homogeneidade.

O rácio de liquidez imediata é o que apresenta valores mais baixos, situação que é compreensível porque, na actualidade, as empresas procuram ter uma tesouraria nula, ou próxima, de modo a optimizarem os seus recursos financeiros.

As medidas de assimetria (*skewness-s*) e curtose (*kurtosis-k*) caracterizam a forma da distribuição em torno da média. Verifica-se que a distribuição dos indicadores de liquidez é assimétrica à direita ($s > 0$) e que a distribuição é muito alongada, ou seja, possui altura superior à curva normal ($k > 3$).

a) Liquidez Geral: Quando este rácio apresenta o valor superior a um (médias de 2,107, 2,255 e 2,454, respectivamente, para os anos de 2007, 2008 e 2009) é assumido que a empresa possui uma boa situação financeira no curto prazo, atendendo a que no numerador consta o activo circulante e no denominador o passivo de curto prazo. Este rácio deverá ser analisado conjuntamente com o ciclo de exploração da empresa e os tempos médios de recebimento e pagamento.

b) Liquidez Reduzida: Em relação ao rácio de liquidez geral a única alteração que existe é que no numerador em vez do activo circulante é incluído o activo maneável, ou seja, o activo circulante deduzido das existências. Para empresas que honram os seus

compromissos este rácio é normalmente inferior a 1 (médias de 0,804, 0,807 e 0,873, respectivamente, para os anos de 2007, 2008 e 2009).

5.1.3. Indicadores de Rentabilidade

Os principais rácios de rentabilidade analisados têm por finalidade medir a capacidade da exploração das empresas em gerar uma margem líquida (rentabilidade das vendas ou produção), a capacidade dos activos em gerar rendimentos (rentabilidade do activo) e a capacidade da empresa em remunerar os seus accionistas/sócios (rentabilidade financeira, também designada de *return on equity* ou, ainda rentabilidade dos capitais próprios).

Estes rácios de rentabilidade apresentam desvios padrão reduzidos e distribuições próximas da simetria e ligeiramente achatadas.

a) Rentabilidade das Vendas e Prestações de Serviços: Da análise deste rácio, tendo em conta que os denominadores (vendas+Prestações de Serviços) não terão tendência a ser negativos, apenas se pode inferir que os rácios negativos resultam do número significativo de empresas que apresentam resultados líquidos do exercício negativos (médias de 0,031, 0,009 e -0,001, respectivamente, para os anos de 2007, 2008 e 2009).

b) Rentabilidade da Produção: Os rácios negativos que se identificam merecem o mesmo comentário do rácio anterior atendendo a que a sua composição é idêntica mudando somente o denominador para o valor da produção (médias de 0,024, 0,005 e -0,0002, respectivamente, para os anos de 2007, 2008 e 2009).

c) Rentabilidade do Activo (*Return on Asset* – ROA): Este rácio é constituído pela divisão entre os resultados líquidos e o activo. Os valores negativos têm a mesma proveniência dos rácios anteriores (médias de 0,008, 0,0001 e -0,0004, respectivamente, para os anos de 2007, 2008 e 2009).

d) Rentabilidade Financeira (*Return on equity* – ROE): Este rácio é composto pelos resultados líquidos no numerador e pelos capitais próprios no denominador e é de grande importância para os investidores pois estes pretendem essencialmente conhecer a rentabilidade das suas aplicações (médias de 0,059, 0,034 e 0,29, respectivamente, para os anos de 2007, 2008 e 2009).

A finalidade destes rácios de rentabilidade é aferir sobre o modo como as empresas remuneraram os capitais investidos.

5.1.4. Indicadores de Estrutura ou Endividamento

Da análise destes rácios sobressai a grande amplitude existente entre os valores máximos e mínimos e desvios padrão elevados, o que evidencia grande dispersão das observações com valores distantes da média. No entanto, em média, verifica-se que neste sector de actividade o valor mínimo de autonomia financeira e a regra de equilíbrio financeiro mínimo são cumpridos. Todavia, em relação a este indicador nos anos de 2007, 2008 e 2009, verifica-se a existência de desvios padrão muito elevados, sendo de 21,14, 25,23 e 26,94, respectivamente, para médias de 11,644, 13,437 e 14,384.

a) Autonomia Financeira: Este rácio está relacionado com a estrutura financeira das empresas e exprime a relação entre os capitais próprios e o activo, dando a medida em que o activo está a ser financiado por capitais próprios e por capitais alheios. O seu valor mínimo deve situar-se entre os 25% e os 30%, situação que se verifica (médias de 0,287, 0,299 e 0,308, respectivamente, para os anos de 2007, 2008 e 2009).

b) Regra do Equilíbrio Financeiro Mínimo: Este indicador, corresponde à relação entre os capitais permanentes (capitais próprios+passivo de m/l prazo) e o imobilizado. É indicado que este rácio seja igual ou superior a 1 (médias de 11,644, 13,437 e 14,384, respectivamente, para os anos de 2007, 2008 e 2009).

5.2. Análise univariada – vertente fiscal

Com base nos dados das declarações de rendimentos modelo 22 de IRC, dos exercícios de 2007 a 2009 foi obtida a Tabela 14 em que se verifica que, nos exercícios de 2008 e de 2009, menos de metade das empresas apresentam matéria colectável positiva e que a percentagem das empresas nessa situação apresenta uma tendência para a diminuição acentuada de 54,2% em 2007 para 44,1% em 2009.

O indicador dado pela razão entre a colecta total e a matéria colectável total também evidencia uma tendência para a redução entre os exercícios de 2007 (0,242) e de 2009 (0,221).

O facto de, em 2008 e 2009, mais de metade das empresas deste sector de actividade, tributadas em IRC, apresentarem matéria colectável nula ou negativa deverá ser objecto de reflexão sobre se a tributação das empresas deverá ser efectuada tendo por base o resultado contabilístico ou se deverá ser utilizada outra modalidade.

Por exemplo, em relação ao exercício mais próximo (2009), verifica-se que, relativamente às empresas que apresentaram matéria colectável positiva, a colecta total corresponde, em média, a € 13044,24 por empresa. Para obter a mesma colecta total, tendo em conta a totalidade das empresas que apresentaram a declaração modelo 22 de IRC do mesmo exercício, cada empresa, em média, apenas teria uma colecta de € 5751,20, ou seja, menos de metade da evidenciada para as que apresentam matéria colectável positiva.:

Tabela 14: Dados das declarações de rendimentos modelo 22 de IRC

Anos	2007	2008	2009
Nº de Empresas	16830	15051	14983
Nº de Empresas com Matéria Colectável > 0	9124	7489	6606
% de Empresas com Matéria Colectável > 0	54,2	49,8	44,1
Matéria Colectável Total	726660854	617589254	389997619
Colecta Total	175816984	147219409	86170258
Colecta Total / Matéria Colectável Total	0,242	0,238	0,221

5.3. Matriz das correlações

Partindo dos vários rácios iniciais, foi elaborada a matriz das correlações para identificar, a existência de correlação significativa entre si como variáveis explicativas, o que pode levar à existência de multicolinearidade, ou seja, as variáveis apresentarem comportamentos semelhantes.

Verificou-se a existência de um grande número de rácios correlacionados, o que dificulta a interpretação da sua capacidade informativa.

Assim, foi aplicada a análise factorial às variáveis iniciais para permitir a redução do número de variáveis e facilitar a respectiva interpretação.

5.4. Análise factorial

A análise factorial é utilizada para redução de dados, identificando um pequeno número de factores que explicam uma parte substancial das variáveis iniciais. Foi utilizada a análise em componentes principais (ACP) para os rácios iniciais.

Da análise factorial efectuada verificou-se a obtenção de um reduzido número de factores que fazem parte da solução proposta e que explicam uma grande percentagem (acima dos 80%) da volatilidade das variáveis iniciais. Assim conseguia-se sem grande perda de informação passar de um grande número de variáveis iniciais para um reduzido número de factores.

No entanto, não se seguiu esta via porque o modelo construído apresentava-se de difícil interpretação económica e de grande complexidade de implementação prática.

5.5. Análise Multivariada

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

5.5.1. Análise Discriminante

Os resultados detalhados da análise discriminante dos anos de 2007, 2008 e 2009, constam, respectivamente, dos Anexos IV, V e VI. Irá ser feita uma abordagem detalhada dos resultados obtidos com especial incidência no ano de 2007. Relativamente aos anos de 2008 e de 2009 a interpretação é idêntica e os dados detalhados estão espelhados nos respectivos anexos.

O modelo ensaiado mostrou-se válido, se comparado com a discriminação por escolha aleatória, tendo-se obtido uma estatística de Lambda de Wilks de 0,714, a que corresponde um valor observado para a estatística do qui-quadrado com 9 graus de liberdade de 125,68, o que leva a rejeitar a hipótese nula de o desempenho do modelo ser

equivalente a uma escolha aleatória, podendo concluir-se que o poder discriminante da função é estatisticamente significativo. O nível de significância baixo indica capacidade de separação superior ao acaso.

Tabela 15: Estatística de Lambda de Wilks

Wilks' Lambda				
Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,714	125,681	9	,000

O teste da igualdade das médias revela o potencial de cada variável antes da criação do modelo. Sendo o nível de significância superior a 0,1 a variável pouco contribui para o modelo. Na tabela seguinte pode-se verificar que, especialmente, as variáveis Pas_Tot/Act, Rácio_FM e Rot_Act dão um reduzido contributo ao modelo. No entanto, não foram suprimidas porque o nível de resultados baixava substancialmente.

Tabela 16: Teste de igualdade das médias

Tests of Equality of Group Means					
	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Liq_Red	,965	13,690	1	377	,000
Rent_Act_ROA	,976	9,357	1	377	,002
Pas_Tot/Act	1,000	,173	1	377	,678
Rácio_FM	1,000	,174	1	377	,677
Rot_Act	,999	,237	1	377	,627
Rend_Op_Act	,982	7,088	1	377	,008
Eq-to-Debt_Rat	,999	,495	1	377	,482
Cob_Act_Res_Trans	,998	,830	1	377	,363
Log_Act	,840	71,710	1	377	,000

Os coeficientes normalizados com maior valor absoluto identificam as variáveis com maior poder explicativo e que são o Log_Act, a Liq_Red e o Pas_Tot/Act, conforme se identifica na tabela seguinte.

Tabela 17: Coeficientes normalizados
Standardized Canonical

	Function
	1
Liq_Red	-,760
Rent_Act_ROA	,301
Pas_Tot/Act	,531
Rácio_FM	,322
Rot_Act	,136
Rend_Op_Act	,089
Eq-to-Debt_Rat	,454
Cob_Act_Res_Trans	,161
Log_Act	-,997

A matriz de estrutura evidencia a correlação entre cada variável e a função discriminante e dá a ordem das variáveis em conformidade com a sua capacidade explicativa, podendo-se verificar que, tal como se esperava, a variável dimensão – Log_Act – surge em primeiro lugar, seguida da Liq_Red.

Tabela 18: Matriz de estrutura
Structure Matrix

	Function
	1
Log_Act	-,688
Liq_Red	-,301
Rent_Act_ROA	,249
Rend_Op_Act	,216
Cob_Act_Res_Trans	-,074
Eq-to-Debt_Rat	,057
Rot_Act	,040
Rácio_FM	-,034
Pas_Tot/Act	-,034

Foram obtidos os seguintes resultados da classificação, relativamente ao ano de 2007:

- 74,7% das empresas escolhidas aleatoriamente para estimar o modelo foram classificadas correctamente pelo modelo;
- 75,8% das empresas escolhidas aleatoriamente para validar o modelo foram classificadas correctamente pelo modelo.

A evidenciação destes resultados é efectuada na tabela seguinte:

Tabela 19: Análise discriminante – resultados da classificação do ano de 2007

2007 Classification Results ^{b,c,d}						
Devedor				Predicted Group		Total
				0	1	
Cases Selected	Original	Count	0	133	53	186
			1	43	150	193
		%	0	71,5	28,5	100,0
	Cross-validated ^a		1	22,3	77,7	100,0
		Count	0	130	56	186
			1	48	145	193
Cases Not Selected	Original		0	61	25	86
			1	15	64	79
		%	0	70,9	29,1	100,0
	Cross-validated ^a		1	19,0	81,0	100,0
		Count	0	61	25	86
			1	15	64	79

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

b. 74,7% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 75,8% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 72,6% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

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

Os custos inerentes a cada um dos tipos de erro não são iguais. Altman et al (1977), embora num modelo obtido num âmbito diferente, estimaram que o custo associado a um erro Tipo I seria cerca de 35 vezes superior ao custo de um erro Tipo II.

No ano de 2007 verifica-se que, nas empresas escolhidas aleatoriamente para validar o modelo, o erro tipo I cometido foi somente de 19% e o erro tipo II de 29,1%, verificando-se, por isso, que as empresas efectivamente devedoras que foram estimadas como tal ascendem a 81%. Estes resultados não sendo os ideais, atendendo aos condicionalismos existentes, poder-se-ão considerar satisfatórios.

Os *output* detalhados da análise discriminante dos anos de 2008 e de 2009, encontram-se nos Anexos V e VI. No entanto os resultados apresentados para os referidos anos são os seguintes:

a) 79,8% das empresas escolhidas aleatoriamente para estimar o modelo, em ambos os anos, foram classificadas correctamente pelo modelo;

b) 71,8% e 71,9% das empresas escolhidas aleatoriamente para validar o modelo, respectivamente, nos anos de 2008 e de 2009, foram classificadas correctamente pelo modelo.

Estes resultados estão sintetizados nas tabelas que se seguem.

Tabela 20: Análise discriminante – resultados da classificação do ano de 2008

2008 Classification Results ^{b,c,d}					
Devedor				Predicted Group	
				0	1
				Total	
Cases Selected	Original	Count	0	190	37
			1	54	170
		%	0	83,7	16,3
	Cross-validated ^a	Count	0	189	38
			1	54	170
		%	0	83,3	16,7
Cases Not Selected	Original	Count	0	73	30
			1	29	77
		%	0	70,9	29,1
	Cross-validated ^a	Count	0	73	30
			1	29	77
		%	0	70,9	29,1

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

b. 79,8% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 71,8% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 79,6% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

Tabela 21: Análise discriminante – resultados da classificação do ano de 2009

2009 Classification Results ^{b,c,d}					
Devedor				Predicted Group	
				0	1
				Total	
Cases Selected	Original	Count	0	144	29
			1	43	141
		%	0	83,2	16,8
	Cross-validated ^a	Count	0	140	33
			1	43	141
		%	0	80,9	19,1
Cases Not Selected	Original	Count	0	51	15
			1	19	36
		%	0	77,3	22,7
	Cross-validated ^a	Count	0	51	15
			1	19	36
		%	0	77,3	22,7

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

b. 79,8% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 71,9% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 78,7% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

Os resultados obtidos não serão os ideais mas atendendo às condicionantes do modelo poder-se-ão considerar satisfatórios.

5.5.2. Regressão logit

Relativamente à regressão *logit* efectuada, com referência aos anos de 2007, 2008 e 2009, obtiveram-se os *output* detalhados, constantes, respectivamente, dos Anexos VII, VIII e IX.

Relativamente ao ano de 2007, obteve-se:

$$\eta_i = -12,903 + 1,406\text{Liq_Red} - 9,888\text{Rent_Act_ROA} - 2,365\text{Pas_Tot/Act} - 1,120\text{R cio_FM} - 0,875\text{Rot_Act} - 0,087\text{Rend_Op_Act} - 0,927\text{Eq-to-Debt_Rat} - 0,909\text{Cob_Act_Res_Trans} + 2,508\text{Log_Act}$$

Os erros padr es dos estimadores s o os indicados a seguir entre par ntesis:

Liq_Red (0,218); Rent_Act_ROA (5,395); Pas_Tot/Act (1,367); R cio_FM (0,410); Rot_Act (0,616); Rend_Op_Act (4,294); Eq-to-Debt_Rat (0,504); Cob_Act_Res_Trans (0,832) e Log_Act (0,254),

Estes elementos est o evidenciados em conformidade com a seguinte tabela:

Tabela 22: Vari veis na equa  o
Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 ^a								
Liq_Red	1,406	,218	41,514	1	,000	4,079	2,660	6,256
Rent_Act_ROA	-9,888	5,395	3,359	1	,067	,000	,000	1,988
Pas_TotAct	-2,365	1,367	2,992	1	,084	,094	,006	1,370
R�cio_FM	-1,120	,410	7,481	1	,006	,326	,146	,728
Rot_Act	-,875	,616	2,018	1	,155	,417	,125	1,394
Rend_Op_Act	-,087	4,294	,000	1	,984	,916	,000	4139,986
EqtoDebt_Rat	-,927	,504	3,380	1	,066	,396	,147	1,063
Cob_Act_Res_Trans	-,909	,832	1,193	1	,275	,403	,079	2,059
Log_Act	2,508	,254	97,846	1	,000	12,286	7,474	20,196
Constant	-12,903	1,787	52,160	1	,000	,000		

O modelo mostra-se globalmente significativo com base no teste do r cio de verossimilhan a evidenciado na tabela seguinte:

Tabela 23: Teste do r cio de verossimilhan a
Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	182,163	9	,000
	Block	182,163	9	,000
	Model	182,163	9	,000

Com base no teste de Weld, mostram-se significativas as vari veis Liq_Red ($X^2_{\text{Wald}}=41,514$, $p=0,000$), Log_Act ($X^2_{\text{Wald}}=97,846$, $p=0,000$), Rent_Act_ROA ($X^2_{\text{Wald}}=3,359$, $p=0,067$), Pas_Tot/Act ($X^2_{\text{Wald}}=2,992$, $p=0,084$), R cio_FM ($X^2_{\text{Wald}}=7,481$, $p=0,006$) e Eq-to-Debt_Rat ($X^2_{\text{Wald}}=3,380$, $p=0,066$).

Com base no modelo *logit* foram obtidos os seguintes resultados da classificação:

Relativamente aos anos de 2007, 2008 e de 2009, foram obtidas, respectivamente, percentagens de acerto de 74,1%, 78,9% e 78,5%, conforme a discriminação constante das tabelas seguintes:

Tabela 24: Regressão *logit* – resultados da classificação do ano de 2007

2007 Classification Table ^a				
Observed		Predicted		
		Devedor		Percentage Correct
		0	1	
Step 1	Devedor 0	198	74	72,8
	1	67	205	75,4
	Overall Percentage			74,1

a. The cut value is ,500

Tabela 25: Regressão *logit* – resultados da classificação do ano de 2008

2008 Classification Table ^a				
Observed		Predicted		
		Devedor		Percentage Correct
		0	1	
Step 1	Devedor 0	262	68	79,4
	1	71	259	78,5
	Overall Percentage			78,9

a. The cut value is ,500

Tabela 26: Regressão *logit* – resultados da classificação do ano de 2009

2009 Classification Table ^a				
Observed		Predicted		
		Devedor		Percentage Correct
		0	1	
Step 1	Devedor 0	189	50	79,1
	1	53	186	77,8
	Overall Percentage			78,5

a. The cut value is ,500

5.5.3. Conclusões

Em termos globais o modelo *logit* com a formulação efectuada parece apresentar um desempenho ligeiramente superior do que o obtido com a análise discriminante.

No entanto, a percentagem de casos com previsões correctas não pode ser o critério único para análise da capacidade de previsão de um modelo. Torna-se necessário ponderar a análise custo/benefício da sua utilização e da classificação correcta ou incorrecta de uma empresa, sendo fundamental ter em conta os diferentes pesos que têm

os erros de Tipo I e de Tipo II já abordados, pois os primeiros erros têm um custo efectivo muito superior aos segundos, ou seja, do ponto de vista da Administração Fiscal é muito mais grave estimar que uma empresa é normal quando vai entrar em incumprimento do que prever que a empresa é não cumpridora quando afinal é normal.

Os aspectos fundamentais que ressaltam destes resultados são:

a) Embora os modelos não satisfaçam totalmente apresentam taxas de previsão aceitáveis.

b) A capacidade de previsão estará eventualmente subjacente ao facto de a listagem de devedores nacionais abranger dívidas superiores a € 100000,00 (Devedor=1) e de, no outro grupo (Devedor=0), estarem incluídas as empresas não devedoras mas também as devedoras até € 100000,00, o que dificulta a análise, pois haverá rácios destas empresas que serão em tudo semelhantes aos do outro grupo. Daí ser importante obter um nível mais baixo de dívida ou então obter base de dados das empresas efectivamente não devedoras.

c) Em princípio, só podem ter dívidas superiores a € 100000,00 empresas que apresentam um grande volume de negócios, situação que leva a que alguns rácios não tenham a leitura económica que seria esperada.

d) Um outro aspecto que se mostra relevante está relacionado com o facto de não se saber a data exacta da constituição da dívida para que os rácios e indicadores a utilizar sejam o mais próximos possível dessa data, porque, de outro modo, poderá não haver uma relação causa/efeito de leitura directa entre os mesmos.

CAPÍTULO 6: CONCLUSÕES

Esta dissertação teve por finalidade principal a elaboração de modelos empíricos destinados a prever potenciais futuros devedores fiscais, através do estudo dos rácios financeiros das empresas do CAE 41200, correspondente à actividade de construção de edifícios (residenciais e não residenciais).

Numa primeira fase foi efectuada a revisão da literatura mais relevante relacionada com o tema, tendo-se seguido a caracterização do sector de actividade.

Posteriormente, foi elaborado estudo empírico a partir de dados obtidos da Direcção-Geral dos Impostos, correspondente ao universo dos contribuintes que apresentaram as IES e as declarações modelo 22 de IRC, dos exercícios de 2007, 2008 e 2009, sendo, para estes anos, das IES, respectivamente, 13667, 12013 e 11248 contribuintes, num total de 39628 e, das modelo 22, 16830, 15051 e 14983 contribuintes, num total de 46864.

Ao nível da análise multivariada foram criadas funções estatísticas que facultam a possibilidade de separar as empresas de acordo com o risco de passar a ser um “devedor fiscal”, através da análise discriminante e do modelo *logit*, conduzindo o primeiro modelo a uma capacidade que permite prever acertos em 74,7% dos casos para o ano de 2007 e, 79,8% para os anos de 2008 e 2009. O modelo *logit* permitiu obter resultados de classificação de 74,1%, 78,9% e 78,5%, relativamente aos anos de 2007, 2008 e 2009, respectivamente, verificando-se um grau razoabilidade de acertos e a não existência de grandes diferenças na utilização dos dois métodos.

Estas funções estatísticas permitem, por um lado, melhorar o conhecimento da realidade das empresas e emitir sinais de alerta e, por outro lado, funcionar como auxiliar nas medidas a serem tomadas quer pela Administração Fiscal quer pela gestão das empresas de modo a contribuir para uma redução no número de empresas a entrarem numa situação de “devedores fiscais”.

Ao nível da análise univariada sobressai, na vertente fiscal que, nos anos de 2008 e 2009, mais de metade das empresas deste sector de actividade, tributadas em IRC apresentam matéria colectável negativa ou nula, situação que deverá ser objecto de reflexão sobre se a tributação das empresas deverá ser efectuada tendo por base o resultado contabilístico ou se deverá ser adoptada outra modalidade.

O principal contributo da presente dissertação residiu no facto de ter sido utilizada a análise discriminante e o modelo *logit* para o sector de actividade da construção de edifícios (residenciais e não residenciais) correspondente ao CAE 41200, de modo a prever as empresas que vão passar a ser devedores fiscais.

Sabendo-se que as Demonstrações Financeiras, nas quais se encontram baseados os rácios e indicadores utilizados, eram genericamente elaboradas de acordo com a filosofia inerente ao Plano Oficial de Contabilidade, à data em vigor, e que as mesmas, por princípio, são de base legal, sendo a sua principal preocupação a apresentação de contas para fins fiscais, as mesmas nem sempre traduziam a verdadeira situação financeira das empresas, representando, deste modo uma limitação aos resultados e conclusões obtidos.

O nível de dívida para ser considerado devedor fiscal bastante elevado (€ 100000,00), a omissão da data da constituição da dívida, o desconhecimento do número de trabalhadores para caracterizar a dimensão da empresa e a não indicação do local da sede dos contribuintes para fazer o estudo tendo em conta a área geográfica, também constituem limitações ao presente estudo.

Investigações futuras poderão ser desenvolvidas, com um maior grau de probabilidade de obtenção de melhores resultados, ultrapassando as limitações anteriormente referidas, especialmente, considerando na condição de “devedores” contribuintes com um montante de dívida substancialmente inferior e com o conhecimento das datas de constituição das dívidas de modo a serem utilizados rácios e indicadores do ano mais próximo. Nestas investigações deverão, ainda, ser introduzidos dados do ano de 2010 e os modelos deverão permitir serem testados com trabalho de natureza humana.

A previsão da entrada em incumprimento por parte de uma empresa apresenta vantagens quer do ponto de vista da Administração Fiscal e de outros órgãos públicos, quer do ponto de vista dos credores e dos accionistas ou sócios das empresas. Esta antecipação pode ser útil para apresentar sinais de alerta, não só sob o ponto de vista da Administração Fiscal no sentido de acautelar os seus direitos, como também da própria empresa pois os seus responsáveis, tendo conhecimento desta situação, poderão introduzir os ajustamentos que se mostrem necessários para evitar o desenlace esperado. A presente dissertação poderá constituir um passo dado nessa direcção.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Altman, Edward I. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, 23, 4.

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

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

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

Barnes, P. (1983), “The Consequences of Growth Maximization and Expense Preference Policies of Managers: Evidence from UK Building Societies. A Study of the Causes of Profit Insufficiency During a Period of Increased Competition Using Discriminant Analysis”, *Journal of Business Finance and Accounting*, (Inverno 1987), 521-531.

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

Blum, M. (1974) “Failing Company Discriminant Analysis”, *Journal of Accounting Research*, 12, 1, 1-25

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.

Collins, R., e Green, R. (1982), “Statistical Methods for Bankruptcy Prediction”, *Journal of Econometrics and Business*, 34, 4, 349-354.

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

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

Efron, B. (1975), “The Efficiency of Logistic Regression Compared to Normal Discriminant Analysis”, *Journal of the American Statistical Association*, 70, 892-898.

Lenox, C. (1999), “Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches”, *Journal of Economics and Business*, 51, 347-364.

Lisowsky, Petro (2010), “Seeking Shelter: Empirically Modeling Tax Shelters Using Financial Statement Information”, *The Accounting Review*, Vol.85, nº 5.

Lo, A.W. (1986), “Logit Versus Discriminant Analysis: A Specification Test and Application to Corporate Bankruptcies”, *Journal of Econometrics*, 31, 2, 151-178.

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

Martin, D. (1977), “Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach”, *Journal of Banking and Finance*, 1, 249-276.

Meyer, P. A. E. H. W. Pifer (1970), “Prediction of Bank Failures”, *Journal of Finance* (Setembro 1970), 853-868.

Murteira, Bento; Ribeiro, Carlos Silva; Silva, João Andrade e; e Pimenta, Carlos (2010), *Introdução à Estatística*, Escolar Editora, Lisboa.

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

Ohlson, J. (1980), “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, nr. 1.

Press J., e S. Wilson, (1978), “Choosing Between Logistic Regression and Discriminant Analysis”, *Journal of the American Statistical Association*, December, 73, 364, 699-705.

Springate, Gordon L. (1978), “Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm”, Unpublished Master of Business Administration Project, Simon Fraser University.

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*, 342-358.

Taffler R. J. (1983), “The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model”, *Accounting and Business Research*, 15, 52, 295-307.

Wilcox, J. W. (1973), A Prediction of Business Failure Using Accounting Data, *Journal of Accounting Research*, 11, 163-179.

ANEXOS

Anexo I: Estatística descritiva 2007

Descriptive Statistics 2007										
	N	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
Liq_Ger	11597	10,743	,000	10,743	2,107	1,938	2,161	,023	4,787	,045
Liq_Red	11970	5,526	-,360	5,166	,804	,949	1,970	,022	4,240	,045
Liq_Im	11724	2,264	-,641	1,623	,201	,314	2,228	,023	4,782	,045
Rent_Vnd_PS	8438	,514	-,229	,285	,031	,079	-,039	,027	2,026	,053
Rent_Prod	9178	,570	-,263	,307	,024	,086	,001	,026	2,260	,051
Rent_Act_EP	12561	,456	-,202	,254	,026	,065	,218	,022	1,832	,044
Rent_Act_ROA	12169	,310	-,148	,162	,008	,047	,057	,022	1,733	,044
Rent_Fin_ROE	11799	1,151	-,503	,648	,059	,172	,325	,023	1,957	,045
Ana_Dup_Sint	5311	1,316	-,561	,755	,083	,195	,352	,034	2,095	,067
Ana_Dup_Des	5308	1,321	-,563	,758	,084	,196	,358	,034	2,104	,067
Aut_Fin	13203	2,059	-1,059	1,000	,287	,325	,080	,021	,878	,043
Debt-to-Eq_Rat_PT	12160	33,569	-13,995	19,574	2,660	4,564	,503	,022	2,583	,044
Debt-to-Eq_Rat_PMLP	11668	5,857	-2,508	3,348	,327	,780	1,746	,023	3,897	,045
Pas_Tot/Act	13203	2,059	,000	2,059	,713	,325	-,080	,021	,878	,043
REFM	10170	185,699	-78,298	107,401	11,644	21,144	1,922	,024	5,429	,049
TMR	9543	762,810	,000	762,810	118,528	147,537	1,873	,025	3,448	,050
TMP	11060	6926,459	,000	6926,459	875,855	1239,147	2,526	,023	6,632	,047
TMDE,SI	11256	6797,401	,000	6797,401	824,597	1255,946	2,390	,023	5,856	,046
GMRE,PCFePA	8656	2,743	,000	2,743	,382	,534	2,064	,026	4,287	,053
Rácio_FM	13353	2,752	-1,752	1,000	,339	,429	-,688	,021	1,233	,042
Rot_Act	12798	,935	,000	,935	,117	,210	1,945	,022	2,957	,043
Rend_Op_Act	12561	,456	-,202	,254	,026	,065	,218	,022	1,832	,044
Eq-to-Debt_Rat	12202	3,839	-1,000	2,839	,384	,607	1,335	,022	2,804	,044
Cob_Act_Res_Trans	12071	1,054	-,527	,527	,013	,165	-,081	,022	1,757	,045
Vol_Neg	12746	2117922,060	,000	2117922,060	303359,282	429837,234	1,996	,022	3,738	,043
Log_Vol_Neg	10221	5,799	2,555	8,355	5,435	,707	-,373	,024	1,151	,048
Tot_Act	12752	5562250,930	,000	5562250,930	892085,683	1137984,675	1,959	,022	3,506	,043
Log_Act	13622	6,352	2,290	8,643	5,676	,740	-,221	,021	,562	,042
Valid N (listwise)	923									

Anexo II: Estatística descritiva 2008

Descriptive Statistics 2008

	N	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
Liq_Ger	10027	12,158	,000	12,158	2,255	2,166	2,160	,024	4,754	,049
Liq_Red	10275	6,656	-1,317	5,339	,807	,978	2,010	,024	4,384	,048
Liq_Im	10114	2,004	-,442	1,562	,188	,304	2,254	,024	4,845	,049
Rent_Vnd_PS	7345	,848	-,431	,417	,009	,126	-,549	,029	2,374	,057
Rent_Prod	8008	,874	-,446	,428	,005	,128	-,457	,027	2,515	,055
Rent_Act_EP	10895	,429	-,198	,231	,017	,061	,055	,023	1,939	,047
Rent_Act_ROA	10588	,308	-,156	,152	,0001	,046	-,204	,024	1,882	,048
Rent_Fin_ROE	10026	1,021	-,470	,551	,034	,152	,215	,024	2,120	,049
Ana_Dup_Sint	4265	1,167	-,529	,639	,048	,175	,178	,037	2,085	,075
Ana_Dup_Des	4256	1,176	-,537	,639	,048	,175	,168	,038	2,082	,075
Aut_Fin	11479	2,138	-1,138	1,000	,299	,342	-,043	,023	,926	,046
Debt-to-Eq_Rat_PT	10598	31,910	-13,445	18,465	2,380	4,299	,447	,024	2,764	,048
Debt-to-Eq_Rat_PMLP	10244	6,157	-2,638	3,519	,346	,829	1,702	,024	3,824	,048
Pas_Tot/Act	11479	2,138	,000	2,138	,701	,342	,043	,023	,926	,046
REFM	8616	217,050	-90,579	126,471	13,437	25,234	1,856	,026	5,299	,053
TMR	7877	851,431	,000	851,431	132,528	163,227	1,946	,028	3,919	,055
TMP	9548	9608,146	,000	9608,146	1115,539	1714,704	2,556	,025	6,629	,050
TMDE,SI	9775	9324,028	,000	9324,028	1111,484	1761,054	2,374	,025	5,589	,050
GMRE,PCFePA	7373	2,103	,000	2,103	,280	,412	2,115	,029	4,407	,057
Rácio_FM	11620	2,805	-1,805	1,000	,356	,442	-,811	,023	1,491	,045
Rot_Act	10881	,668	,000	,668	,077	,148	2,087	,023	3,499	,047
Rend_Op_Act	10895	,429	-,198	,231	,017	,061	,055	,023	1,939	,047
Eq-to-Debt_Rat	10532	4,127	-1,000	3,127	,401	,653	1,367	,024	2,925	,048
Cob_Act_Res_Trans	10563	1,206	-,599	,607	,017	,186	,003	,024	1,759	,048
Vol_Neg	11191	1922463,870	,000	1922463,870	266719,443	390329,172	1,982	,023	3,633	,046
Log_Vol_Neg	8494	6,006	2,436	8,443	5,413	,728	-,360	,027	1,183	,053
Tot_Act	11230	5958400,680	,000	5958400,680	956522,670	1225162,570	1,924	,023	3,321	,046
Log_Act	11847	6,364	2,255	8,619	5,702	,757	-,325	,023	,797	,045
Valid N (listwise)	659									

Anexo III: Estatística descritiva 2009

Descriptive Statistics 2009

	N	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
Liq_Ger	9380	14,027	,000	14,027	2,454	2,517	2,222	,025	4,982	,051
Liq_Red	9592	5,973	-,166	5,807	,873	1,084	2,059	,025	4,509	,050
Liq_Im	9440	2,287	-,572	1,715	,199	,326	2,275	,025	4,971	,050
Rent_Vnd_PS	6857	1,049	-,548	,501	-,001	,150	-,754	,030	2,551	,059
Rent_Prod	7380	1,238	-,646	,592	-,0002	,180	-,545	,029	2,636	,057
Rent_Act_EP	10129	,390	-,184	,206	,011	,056	-,025	,024	1,915	,049
Rent_Act_ROA	9905	,301	-,154	,147	-,0004	,045	-,281	,025	1,917	,049
Rent_Fin_ROE	9327	,950	-,440	,510	,029	,139	,102	,025	2,117	,051
Na_Dup_Sint	3849	1,114	-,512	,601	,040	,167	,037	,039	2,129	,079
Na_Dup_Des	3842	1,114	-,512	,601	,040	,167	,035	,040	2,121	,079
Aut_Fin	10768	2,212	-1,212	1,000	,308	,359	-,231	,024	1,124	,047
Debt-to-Eq_Rat_PT	9931	29,707	-12,581	17,126	2,155	4,102	,386	,025	2,463	,049
Debt-to-Eq_Rat_PMLP	9461	5,288	-2,260	3,029	,287	,704	1,628	,025	3,861	,050
Pas_Tot/Act	10768	2,212	,000	2,212	,692	,359	,231	,024	1,124	,047
REFM	7913	232,347	-97,401	134,947	14,384	26,937	2,067	,028	5,580	,055
TMR	7246	928,239	,000	928,239	141,674	175,889	1,948	,029	3,926	,058
TMP	8909	14075,787	,000	14075,787	1590,676	2610,440	2,577	,026	6,597	,052
TMDE,SI	9099	14288,858	,000	14288,858	1639,010	2751,127	2,410	,026	5,650	,051
GMRE,PCFePA	6740	1,761	,000	1,761	,218	,346	2,162	,030	4,406	,060
Rácio_FM	10902	2,846	-1,846	1,000	,365	,451	-,888	,023	1,588	,047
Rot_Act	10152	,626	,000	,626	,070	,138	2,143	,024	3,789	,049
Rend_Op_Act	10129	,390	-,184	,206	,011	,056	-,025	,024	1,915	,049
Eq-to-Debt_Rat	9820	4,472	-1,000	3,472	,439	,717	1,509	,025	3,227	,049
Cob_Act_Res_Trans	10016	1,407	-,704	,703	,016	,219	-,009	,024	1,706	,049
Vol_Neg	10459	1753238,630	,000	1753238,630	242860,218	359104,608	1,993	,024	3,698	,048
Tot_Act	10485	5588236,550	,000	5588236,550	903921,913	1148961,296	1,947	,024	3,440	,048
Log_Act	11102	6,186	2,338	8,523	5,694	,741	-,240	,023	,657	,046
Valid N (listwise)	527									

ANEXO IV – Output análise discriminante 2007

GET DATA

/TYPE=XLS

/FILE='\\SW71310F\Trabalho\$\as01040\Mestrado FEP\Dissertacao\2007\2007.xls'

/SHEET=name '2007BaseFactComEmp'

/CELLRANGE=full

/READNAMES=on

/ASSUMEDSTRWIDTH=32767.

DATASET NAME DataSet1 WINDOW=FRONT.

SET SEED=RANDOM.

COMPUTE Validate=RV.BERNOULLI(0.7).

EXECUTE.

DISCRIMINANT

/GROUPS=Devedor(0 1)

/VARIABLES=Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act
EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act

/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		30-Jun-2011 18:43:55
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	544
	File	
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=Devedor(0 1) /VARIABLES=Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act /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	00:00:00,062
	Elapsed Time	00:00:00,094
Variables Created or Modified	Dis_1 Dis1_1 Dis2_1	Predicted Group for Analysis 1 Probabilities of Membership in Group 0 for Analysis 1 Probabilities of Membership in Group 1 for Analysis 1
Number of unweighted cases written to the working file after classification		544

[DataSet1]

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		379	69,7
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	165	30,3
	Total	165	30,3
Total		544	100,0

Group Statistics

Devedor		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
				Unweighted	Weighted
0	Liq_Red	,595562	,6054141	186	186,000
	Rent_Act_ROA	,012419	,0508528	186	186,000
	Pas_Tot/Act	,806510	,2145338	186	186,000
	Rácio_FM	,149144	,3287585	186	186,000
	Rot_Act	,083658	,1747061	186	186,000
	Rend_Op_Act	,036237	,0599083	186	186,000
	Eq-to-Debt_Rat	,371288	,5487199	186	186,000
	Cob_Act_Res_Trans	-,016798	,1513410	186	186,000
	Log_Act	5,517232	,5102144	186	186,000
1	Liq_Red	,828543	,6198849	193	193,000
	Rent_Act_ROA	-,002902	,0466243	193	193,000
	Pas_Tot/Act	,815518	,2073496	193	193,000
	Rácio_FM	,162774	,3074429	193	193,000
	Rot_Act	,075317	,1587539	193	193,000
	Rend_Op_Act	,020518	,0549975	193	193,000
	Eq-to-Debt_Rat	,334215	,4760008	193	193,000
	Cob_Act_Res_Trans	-,001131	,1814828	193	193,000
	Log_Act	5,938396	,4573976	193	193,000
Total	Liq_Red	,714204	,6230282	379	379,000
	Rent_Act_ROA	,004617	,0492811	379	379,000
	Pas_Tot/Act	,811097	,2106747	379	379,000
	Rácio_FM	,156085	,3177336	379	379,000
	Rot_Act	,079411	,1666043	379	379,000
	Rend_Op_Act	,028232	,0579207	379	379,000
	Eq-to-Debt_Rat	,352409	,5126320	379	379,000
	Cob_Act_Res_Trans	-,008820	,1673338	379	379,000
	Log_Act	5,731703	,5273693	379	379,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Liq_Red	,965	13,690	1	377	,000
Rent_Act_ROA	,976	9,357	1	377	,002
Pas_Tot/Act	1,000	,173	1	377	,678
Rácio_FM	1,000	,174	1	377	,677
Rot_Act	,999	,237	1	377	,627
Rend_Op_Act	,982	7,088	1	377	,008
Eq-to-Debt_Rat	,999	,495	1	377	,482
Cob_Act_Res_Trans	,998	,830	1	377	,363
Log_Act	,840	71,710	1	377	,000

Pooled Within-Groups Matrices

		Liq_Red	Rent_Act_ROA	Pas_Tot/Act	Rácio_FM
Correlation	Liq_Red	1,000	,257	-,475	,301
	Rent_Act_ROA	,257	1,000	-,295	,085
	Pas_Tot/Act	-,475	-,295	1,000	-,418
	Rácio_FM	,301	,085	-,418	1,000
	Rot_Act	-,122	,100	,060	,148
	Rend_Op_Act	,228	,918	-,231	,117
	Eq-to-Debt_Rat	,509	,258	-,900	,374
	Cob_Act_Res_Trans	,231	,036	-,544	,288
	Log_Act	-,266	-,055	,194	,178

Pooled Within-Groups Matrices

		Rot_Act	Rend_Op_Act	Eq-to-Debt_Rat	Cob_Act_Res_Trans
Correlation	Liq_Red	-,122	,228	,509	,231
	Rent_Act_ROA	,100	,918	,258	,036
	Pas_Tot/Act	,060	-,231	-,900	-,544
	Rácio_FM	,148	,117	,374	,288
	Rot_Act	1,000	,184	-,040	-,013
	Rend_Op_Act	,184	1,000	,200	,023
	Eq-to-Debt_Rat	-,040	,200	1,000	,404
	Cob_Act_Res_Trans	-,013	,023	,404	1,000
	Log_Act	,296	,010	-,193	,058

Pooled Within-Groups Matrices

	Log_Act
Correlation	
Liq_Red	-,266
Rent_Act_ROA	-,055
Pas_Tot/Act	,194
Rácio_FM	,178
Rot_Act	,296
Rend_Op_Act	,010
Eq-to-Debt_Rat	-,193
Cob_Act_Res_Trans	,058
Log_Act	1,000

Analysis 1

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

Devedor	Rank	Log Determinant
0	9	-32,987
1	9	-33,675
Pooled within-groups	9	-33,125

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	80,091
F	Approx.
df1	45
df2	465613,113
Sig.	,002

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	,401 ^a	100,0	100,0	,535

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

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,714	125,681	9	,000

**Standardized Canonical
Discriminant Function**

Coefficients

	Function
	1
Liq_Red	-,760
Rent_Act_ROA	,301
Pas_Tot/Act	,531
Rácio_FM	,322
Rot_Act	,136
Rend_Op_Act	,089
Eq-to-Debt_Rat	,454
Cob_Act_Res_Trans	,161
Log_Act	-,997

Structure Matrix

	Function
	1
Log_Act	-,688
Liq_Red	-,301
Rent_Act_ROA	,249
Rend_Op_Act	,216
Cob_Act_Res_Trans	-,074
Eq-to-Debt_Rat	,057
Rot_Act	,040
Rácio_FM	-,034
Pas_Tot/Act	-,034

Pooled within-groups correlations
between discriminating variables
and standardized canonical
discriminant functions
Variables ordered by absolute size
of correlation within function.

Canonical Discriminant Function**Coefficients**

	Function
	1
Liq_Red	-1,241
Rent_Act_ROA	6,171
Pas_Tot/Act	2,519
Rácio_FM	1,013
Rot_Act	,815
Rend_Op_Act	1,553
Eq-to-Debt_Rat	,886
Cob_Act_Res_Trans	,959
Log_Act	-2,060
(Constant)	10,053

Unstandardized coefficients

Functions at Group

Centroids

Devedor	Function
	1
0	,644
1	-,620

Unstandardized

canonical discriminant

functions evaluated at

group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

Processed	544
Excluded	0
Missing or out-of-range	
group codes	
At least one missing	0
discriminating variable	
Used in Output	544

Prior Probabilities for Groups

Devedor	Prior	Cases Used in Analysis	
		Unweighted	Weighted
0	,500	186	186,000
1	,500	193	193,000
Total	1,000	379	379,000

Classification Function Coefficients

	Devedor	
	0	1
Liq_Red	5,880	7,448
Rent_Act_ROA	58,652	50,853
Pas_Tot/Act	124,595	121,411
Rácio_FM	-4,187	-5,468
Rot_Act	-20,697	-21,727
Rend_Op_Act	-14,907	-16,870
Eq-to-Debt_Rat	45,768	44,648
Cob_Act_Res_Trans	20,280	19,067
Log_Act	26,894	29,498
(Constant)	-134,120	-146,810

Fisher's linear discriminant functions

Classification Results^{b,c,d}

				Predicted Group Membership	
				0	1
Cases Selected	Original	Count	0	133	53
			1	43	150
		%	0	71,5	28,5
			1	22,3	77,7
	Cross-validated ^a	Count	0	130	56
			1	48	145
		%	0	69,9	30,1
			1	24,9	75,1
Cases Not Selected	Original	Count	0	61	25
			1	15	64
		%	0	70,9	29,1
			1	19,0	81,0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 74,7% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 75,8% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 72,6% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

Classification Results^{b,c,d}

				Devedor	Total
Cases Selected	Original	Count	0		186
			1		193
		%	0		100,0
			1		100,0
	Cross-validated ^a	Count	0		186
			1		193
		%	0		100,0
			1		100,0
Cases Not Selected	Original	Count	0		86
			1		79
		%	0		100,0
			1		100,0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 74,7% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 75,8% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 72,6% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

ANEXO V – Output análise discriminante 2008

GET DATA

/TYPE=XLS

/FILE='\\SW71310F\Trabalho\$\as01040\Mestrado FEP\Dissertacao\2008\2008.xls'

/SHEET=name '2008BaseFactComEmp2'

/CELLRANGE=full

/READNAMES=on

/ASSUMEDSTRWIDTH=32767.

DATASET NAME DataSet1 WINDOW=FRONT.

SET SEED=RANDOM.

COMPUTE Validate=RV.BERNOULLI(0.7).

EXECUTE.

DISCRIMINANT

/GROUPS=Devedor(0 1)

/VARIABLES=Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act
EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act

/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		29-Jun-2011 14:55:48
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	660
	File	
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=Devedor(0 1) /VARIABLES=Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act /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	00:00:00,063
	Elapsed Time	00:00:00,077
Variables Created or Modified	Dis_1 Dis1_1 Dis2_1	Predicted Group for Analysis 1 Probabilities of Membership in Group 0 for Analysis 1 Probabilities of Membership in Group 1 for Analysis 1
Number of unweighted cases written to the working file after classification		660

[DataSet1]

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		451	68,3
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	209	31,7
	Total	209	31,7
Total		660	100,0

Group Statistics

Devedor		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
				Unweighted	Weighted
0	Liq_Red	,635018	,7270033	227	227,000
	Rent_Act_ROA	,005098	,0427380	227	227,000
	Pas_Tot/Act	,799725	,1963357	227	227,000
	Rácio_FM	,178508	,3471893	227	227,000
	Rot_Act	,064317	,1408015	227	227,000
	Rend_Op_Act	,029237	,0492201	227	227,000
	Eq-to-Debt_Rat	,353446	,4637617	227	227,000
	Cob_Act_Res_Trans	,019363	,1569351	227	227,000
	Log_Act	5,604518	,5434053	227	227,000
1	Liq_Red	,785419	,6814696	224	224,000
	Rent_Act_ROA	-,011345	,0386603	224	224,000
	Pas_Tot/Act	,811819	,2132446	224	224,000
	Rácio_FM	,245184	,3193954	224	224,000
	Rot_Act	,087728	,1499592	224	224,000
	Rend_Op_Act	,009706	,0418557	224	224,000
	Eq-to-Debt_Rat	,344460	,4819783	224	224,000
	Cob_Act_Res_Trans	,004408	,1790946	224	224,000
	Log_Act	6,509937	,7043105	224	224,000
Total	Liq_Red	,709718	,7079867	451	451,000
	Rent_Act_ROA	-,003069	,0415420	451	451,000
	Pas_Tot/Act	,805732	,2047698	451	451,000
	Rácio_FM	,211624	,3349705	451	451,000
	Rot_Act	,075945	,1457321	451	451,000
	Rend_Op_Act	,019536	,0466951	451	451,000
	Eq-to-Debt_Rat	,348983	,4723925	451	451,000
	Cob_Act_Res_Trans	,011935	,1682853	451	451,000
	Log_Act	6,054216	,7742836	451	451,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Liq_Red	,989	5,135	1	449	,024
Rent_Act_ROA	,961	18,344	1	449	,000
Pas_Tot/Act	,999	,393	1	449	,531
Rácio_FM	,990	4,502	1	449	,034
Rot_Act	,994	2,922	1	449	,088
Rend_Op_Act	,956	20,582	1	449	,000
Eq-to-Debt_Rat	1,000	,041	1	449	,840
Cob_Act_Res_Trans	,998	,890	1	449	,346
Log_Act	,657	233,991	1	449	,000

Pooled Within-Groups Matrices

		Liq_Red	Rent_Act_ROA	Pas_Tot/Act	Rácio_FM
Correlation	Liq_Red	1,000	,217	-,421	,279
	Rent_Act_ROA	,217	1,000	-,332	,017
	Pas_Tot/Act	-,421	-,332	1,000	-,288
	Rácio_FM	,279	,017	-,288	1,000
	Rot_Act	-,117	,043	,066	,002
	Rend_Op_Act	,220	,863	-,272	,099
	Eq-to-Debt_Rat	,480	,268	-,901	,273
	Cob_Act_Res_Trans	,282	,142	-,556	,198
	Log_Act	-,201	-,050	,172	,175

Pooled Within-Groups Matrices

		Rot_Act	Rend_Op_Act	Eq-to-Debt_Rat	Cob_Act_Res_Trans
Correlation	Liq_Red	-,117	,220	,480	,282
	Rent_Act_ROA	,043	,863	,268	,142
	Pas_Tot/Act	,066	-,272	-,901	-,556
	Rácio_FM	,002	,099	,273	,198
	Rot_Act	1,000	,118	-,056	-,031
	Rend_Op_Act	,118	1,000	,194	,133
	Eq-to-Debt_Rat	-,056	,194	1,000	,413
	Cob_Act_Res_Trans	-,031	,133	,413	1,000
	Log_Act	,148	,024	-,179	-,064

Pooled Within-Groups Matrices

	Log_Act
Correlation	
Liq_Red	-,201
Rent_Act_ROA	-,050
Pas_Tot/Act	,172
Rácio_FM	,175
Rot_Act	,148
Rend_Op_Act	,024
Eq-to-Debt_Rat	-,179
Cob_Act_Res_Trans	-,064
Log_Act	1,000

Analysis 1

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

Devedor	Rank	Log Determinant
0	9	-33,544
1	9	-32,535
Pooled within-groups	9	-32,772

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	121,328	
F	Approx.	2,640
	df1	45
	df2	662055,491
	Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	,709 ^a	100,0	100,0	,644

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

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,585	238,293	9	,000

Standardized Canonical

Discriminant Function

Coefficients

	Function
	1
Liq_Red	,449
Rent_Act_ROA	,078
Pas_Tot/Act	-,342
Rácio_FM	-,156
Rot_Act	,062
Rend_Op_Act	-,475
Eq-to-Debt_Rat	-,178
Cob_Act_Res_Trans	-,148
Log_Act	,998

Structure Matrix

	Function
	1
Log_Act	,857
Rend_Op_Act	-,254
Rent_Act_ROA	-,240
Liq_Red	,127
Rácio_FM	,119
Rot_Act	,096
Cob_Act_Res_Trans	-,053
Pas_Tot/Act	,035
Eq-to-Debt_Rat	-,011

Pooled within-groups correlations
between discriminating variables
and standardized canonical
discriminant functions
Variables ordered by absolute size
of correlation within function.

Canonical Discriminant Function**Coefficients**

	Function
	1
Liq_Red	,637
Rent_Act_ROA	1,905
Pas_Tot/Act	-1,670
Rácio_FM	-,466
Rot_Act	,426
Rend_Op_Act	-10,392
Eq-to-Debt_Rat	-,376
Cob_Act_Res_Trans	-,877
Log_Act	1,588
(Constant)	-8,305

Unstandardized coefficients

Functions at Group

Centroids

Devedor	Function
	1
0	-,835
1	,846

Unstandardized

canonical discriminant

functions evaluated at

group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

Processed	660
Excluded	0
Missing or out-of-range group codes	
At least one missing discriminating variable	0
Used in Output	660

Prior Probabilities for Groups

Devedor	Prior	Cases Used in Analysis	
		Unweighted	Weighted
0	,500	227	227,000
1	,500	224	224,000
Total	1,000	451	451,000

Classification Function Coefficients

	Devedor	
	0	1
Liq_Red	,702	1,773
Rent_Act_ROA	16,720	19,921
Pas_Tot/Act	153,588	150,781
Rácio_FM	-3,624	-4,408
Rot_Act	-10,410	-9,694
Rend_Op_Act	52,163	34,698
Eq-to-Debt_Rat	58,018	57,386
Cob_Act_Res_Trans	38,766	37,292
Log_Act	14,880	17,550
(Constant)	-114,804	-128,772

Fisher's linear discriminant functions

Classification Results^{b,c,d}

				Predicted Group Membership	
				0	1
Cases Selected	Original	Count	0	190	37
			1	54	170
		%	0	83,7	16,3
	Cross-validated ^a		1	24,1	75,9
		Count	0	189	38
			1	54	170
Cases Not Selected	Original	%	0	83,3	16,7
			1	24,1	75,9
	Cross-validated ^a	Count	0	73	30
			1	29	77
		%	0	70,9	29,1
			1	27,4	72,6

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 79,8% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 71,8% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 79,6% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

Classification Results^{b,c,d}

			Devedor	Total
Cases Selected	Original	Count	0	227
			1	224
		%	0	100,0
			1	100,0
	Cross-validated ^a	Count	0	227
			1	224
		%	0	100,0
			1	100,0
Cases Not Selected	Original	Count	0	103
			1	106
		%	0	100,0
			1	100,0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 79,8% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 71,8% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 79,6% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

ANEXO VI – Output análise discriminante 2009

GET DATA

/TYPE=XLS

/FILE='\\SW71310F\Trabalho\$\as01040\Mestrado FEP\Dissertacao\2009\2009.xls'

/SHEET=name '2009BaseFactComEmp'

/CELLRANGE=full

/READNAMES=on

/ASSUMEDSTRWIDTH=32767.

DATASET NAME DataSet1 WINDOW=FRONT.

SET SEED=RANDOM.

COMPUTE Validate=RV.BERNOULLI(0.7).

EXECUTE.

DISCRIMINANT

/GROUPS=Devedor(0 1)

/VARIABLES=Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act
EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act

/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		30-Jun-2011 15:08:28
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	478
	File	
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=Devedor(0 1) /VARIABLES=Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act /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	00:00:00,078
	Elapsed Time	00:00:00,079
Variables Created or Modified	Dis_1 Dis1_1 Dis2_1	Predicted Group for Analysis 1 Probabilities of Membership in Group 0 for Analysis 1 Probabilities of Membership in Group 1 for Analysis 1
Number of unweighted cases written to the working file after classification		478

[DataSet1]

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		357	74,7
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	121	25,3
	Total	121	25,3
Total		478	100,0

Group Statistics

Devedor		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
				Unweighted	Weighted
0	Liq_Red	,704605	,8124705	173	173,000
	Rent_Act_ROA	,005346	,0455492	173	173,000
	Pas_Tot/Act	,792979	,2331671	173	173,000
	Rácio_FM	,186776	,3588296	173	173,000
	Rot_Act	,066868	,1462151	173	173,000
	Rend_Op_Act	,020203	,0526449	173	173,000
	Eq-to-Debt_Rat	,400072	,5357155	173	173,000
	Cob_Act_Res_Trans	,000358	,1843361	173	173,000
	Log_Act	5,593098	,5290150	173	173,000
1	Liq_Red	,827231	,8528218	184	184,000
	Rent_Act_ROA	-,009847	,0388903	184	184,000
	Pas_Tot/Act	,826398	,2485927	184	184,000
	Rácio_FM	,206461	,3677124	184	184,000
	Rot_Act	,072924	,1234518	184	184,000
	Rend_Op_Act	,005104	,0421052	184	184,000
	Eq-to-Debt_Rat	,345390	,5084538	184	184,000
	Cob_Act_Res_Trans	-,020951	,2011315	184	184,000
	Log_Act	6,529023	,7192867	184	184,000
Total	Liq_Red	,767807	,8346032	357	357,000
	Rent_Act_ROA	-,002485	,0428682	357	357,000
	Pas_Tot/Act	,810203	,2414830	357	357,000
	Rácio_FM	,196922	,3630586	357	357,000
	Rot_Act	,069990	,1348055	357	357,000
	Rend_Op_Act	,012421	,0480360	357	357,000
	Eq-to-Debt_Rat	,371888	,5218248	357	357,000
	Cob_Act_Res_Trans	-,010625	,1931995	357	357,000
	Log_Act	6,075480	,7877564	357	357,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Liq_Red	,995	1,930	1	355	,166
Rent_Act_ROA	,969	11,531	1	355	,001
Pas_Tot/Act	,995	1,711	1	355	,192
Rácio_FM	,999	,262	1	355	,609
Rot_Act	,999	,180	1	355	,672
Rend_Op_Act	,975	9,008	1	355	,003
Eq-to-Debt_Rat	,997	,979	1	355	,323
Cob_Act_Res_Trans	,997	1,085	1	355	,298
Log_Act	,646	194,148	1	355	,000

Pooled Within-Groups Matrices

		Liq_Red	Rent_Act_ROA	Pas_Tot/Act	Rácio_FM
Correlation	Liq_Red	1,000	,028	-,295	,324
	Rent_Act_ROA	,028	1,000	-,280	,063
	Pas_Tot/Act	-,295	-,280	1,000	-,390
	Rácio_FM	,324	,063	-,390	1,000
	Rot_Act	-,080	,074	-,092	,195
	Rend_Op_Act	,058	,875	-,236	,157
	Eq-to-Debt_Rat	,361	,198	-,887	,346
	Cob_Act_Res_Trans	,225	,221	-,639	,333
	Log_Act	-,089	,041	,075	,178

Pooled Within-Groups Matrices

		Rot_Act	Rend_Op_Act	Eq-to-Debt_Rat	Cob_Act_Res_Trans
Correlation	Liq_Red	-,080	,058	,361	,225
	Rent_Act_ROA	,074	,875	,198	,221
	Pas_Tot/Act	-,092	-,236	-,887	-,639
	Rácio_FM	,195	,157	,346	,333
	Rot_Act	1,000	,186	,036	,061
	Rend_Op_Act	,186	1,000	,139	,223
	Eq-to-Debt_Rat	,036	,139	1,000	,472
	Cob_Act_Res_Trans	,061	,223	,472	1,000
	Log_Act	,237	,142	-,130	,014

Pooled Within-Groups Matrices

	Log_Act
Correlation	
Liq_Red	-,089
Rent_Act_ROA	,041
Pas_Tot/Act	,075
Rácio_FM	,178
Rot_Act	,237
Rend_Op_Act	,142
Eq-to-Debt_Rat	-,130
Cob_Act_Res_Trans	,014
Log_Act	1,000

Analysis 1

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

Devedor	Rank	Log Determinant
0	9	-31,855
1	9	-31,914
Pooled within-groups	9	-31,596

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	102,622	
F	Approx.	2,220
	df1	45
	df2	410801,581
	Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
__ 1	,676 ^a	100,0	100,0	,635

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

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
__ 1	,597	181,022	9	,000

**Standardized Canonical
Discriminant Function
Coefficients**

	Function
	1
Liq_Red	,218
Rent_Act_ROA	,049
Pas_Tot/Act	-,023
Rácio_FM	-,173
Rot_Act	-,108
Rend_Op_Act	-,356
Eq-to-Debt_Rat	,105
Cob_Act_Res_Trans	-,062
Log_Act	1,040

Structure Matrix

	Function
	1
Log_Act	,899
Rent_Act_ROA	-,219
Rend_Op_Act	-,194
Liq_Red	,090
Pas_Tot/Act	,084
Cob_Act_Res_Trans	-,067
Eq-to-Debt_Rat	-,064
Rácio_FM	,033
Rot_Act	,027

Pooled within-groups correlations
between discriminating variables
and standardized canonical
discriminant functions
Variables ordered by absolute size
of correlation within function.

Canonical Discriminant Function**Coefficients**

	Function
	1
Liq_Red	,261
Rent_Act_ROA	1,164
Pas_Tot/Act	-,097
Rácio_FM	-,477
Rot_Act	-,799
Rend_Op_Act	-7,501
Eq-to-Debt_Rat	,201
Cob_Act_Res_Trans	-,323
Log_Act	1,640
(Constant)	-9,916

Unstandardized coefficients

Functions at Group

Centroids

Devedor	Function
	1
0	-,846
1	,795

Unstandardized

canonical discriminant

functions evaluated at

group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

Processed	478
Excluded	0
Missing or out-of-range group codes	
At least one missing discriminating variable	0
Used in Output	478

Prior Probabilities for Groups

Devedor	Prior	Cases Used in Analysis	
		Unweighted	Weighted
0	,500	173	173,000
1	,500	184	184,000
Total	1,000	357	357,000

Classification Function Coefficients

	Devedor	
	0	1
Liq_Red	,271	,700
Rent_Act_ROA	56,742	58,652
Pas_Tot/Act	112,397	112,237
Rácio_FM	-1,950	-2,732
Rot_Act	-3,037	-4,348
Rend_Op_Act	-23,442	-35,749
Eq-to-Debt_Rat	44,141	44,472
Cob_Act_Res_Trans	32,269	31,739
Log_Act	15,769	18,460
(Constant)	-97,920	-114,148

Fisher's linear discriminant functions

Classification Results^{b,c,d}

				Predicted Group Membership	
				0	1
Cases Selected	Original	Count	0	144	29
			1	43	141
		%	0	83,2	16,8
			1	23,4	76,6
	Cross-validated ^a	Count	0	140	33
			1	43	141
		%	0	80,9	19,1
			1	23,4	76,6
Cases Not Selected	Original	Count	0	51	15
			1	19	36
		%	0	77,3	22,7
			1	34,5	65,5

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 79,8% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 71,9% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 78,7% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

Classification Results^{b,c,d}

			Devedor	Total
Cases Selected	Original	Count	0	173
			1	184
		%	0	100,0
			1	100,0
	Cross-validated ^a	Count	0	173
			1	184
		%	0	100,0
			1	100,0
Cases Not Selected	Original	Count	0	66
			1	55
		%	0	100,0
			1	100,0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 79,8% of selected original grouped cases correctly classified.

c. 71,9% of unselected original grouped cases correctly classified.

d. 78,7% of selected cross-validated grouped cases correctly classified.

ANEXO VII – Output regressão logit 2007

GET DATA

/TYPE=XLS

/FILE='\\SW71310F\Trabalho\$\\as01040\Mestrado FEP\Dissertacao\2007\2007.xls'

/SHEET=name '2007BaseFactComEmp'

/CELLRANGE=full

/READNAMES=on

/ASSUMEDSTRWIDTH=32767.

DATASET NAME DataSet1 WINDOW=FRONT.

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Devedor

/METHOD=ENTER Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act

Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act

/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		30-Jun-2011 19:54:05
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	544
	File	
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Devedor /METHOD=ENTER Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act /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	00:00:00,171

[DataSet1]

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	544	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	544	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		544	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		
			Devedor		Percentage Correct
			0	1	
Step 0	Devedor	0	0	272	,0
		1	0	272	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	,086	,000	1	1,000	1,000

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	Liq_Red	12,597	1	,000
		Rent_Act_ROA	15,525	1	,000
		Pas_TotAct	3,330	1	,068
		Rácio_FM	,073	1	,788
		Rot_Act	,678	1	,410
		Rend_Op_Act	10,886	1	,001
		EqtoDebt_Rat	3,584	1	,058
		Cob_Act_Res_Trans	,000	1	,996
		Log_Act	100,190	1	,000
		Overall Statistics	156,017	9	,000

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	182,163	9	,000
	Block	182,163	9	,000
	Model	182,163	9	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	571,982 ^a	,285	,379

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	8,049	8	,429

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Devedor = 0		Devedor = 1		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	47	50,125	7	3,875	54
	2	49	45,108	5	8,892	54
	3	39	40,279	15	13,721	54
	4	34	34,960	20	19,040	54
	5	33	29,148	21	24,852	54
	6	26	23,928	28	30,072	54
	7	15	18,981	39	35,019	54
	8	13	14,308	41	39,692	54
	9	11	9,854	43	44,146	54
	10	5	5,310	53	52,690	58

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Devedor		Percentage Correct
			0	1	
Step 1	Devedor	0	198	74	72,8
		1	67	205	75,4
Overall Percentage					74,1

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	Liq_Red	1,406	,218	41,514	1	,000	4,079
	Rent_Act_ROA	-9,888	5,395	3,359	1	,067	,000
	Pas_TotAct	-2,365	1,367	2,992	1	,084	,094
	Rácio_FM	-1,120	,410	7,481	1	,006	,326
	Rot_Act	-,875	,616	2,018	1	,155	,417
	Rend_Op_Act	-,087	4,294	,000	1	,984	,916
	EqtoDebt_Rat	-,927	,504	3,380	1	,066	,396
	Cob_Act_Res_Trans	-,909	,832	1,193	1	,275	,403
	Log_Act	2,508	,254	97,846	1	,000	12,286
	Constant	-12,903	1,787	52,160	1	,000	,000

a. Variable(s) entered on step 1: Liq_Red, Rent_Act_ROA, Pas_TotAct, Rácio_FM, Rot_Act, Rend_Op_Act, EqtoDebt_Rat, Cob_Act_Res_Trans, Log_Act.

Variables in the Equation

		95% C.I. for EXP(B)	
		Lower	Upper
Step 1 ^a	Liq_Red	2,660	6,256
	Rent_Act_ROA	,000	1,988
	Pas_TotAct	,006	1,370
	Rácio_FM	,146	,728
	Rot_Act	,125	1,394
	Rend_Op_Act	,000	4139,986
	EqtoDebt_Rat	,147	1,063
	Cob_Act_Res_Trans	,079	2,059
	Log_Act	7,474	20,196
	Constant		

a. Variable(s) entered on step 1: Liq_Red, Rent_Act_ROA, Pas_TotAct, Rácio_FM, Rot_Act, Rend_Op_Act, EqtoDebt_Rat, Cob_Act_Res_Trans, Log_Act.

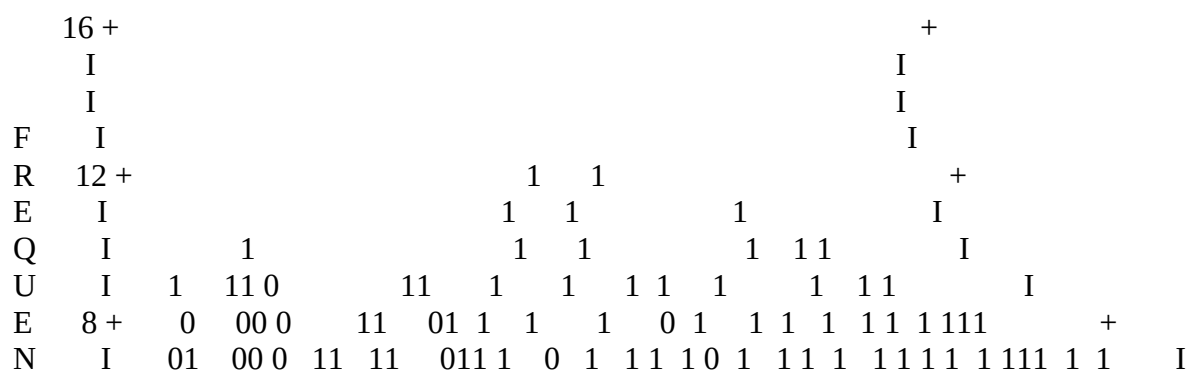
Correlation Matrix

		Constant	Liq_Red	Rent_Act_ROA	Pas_TotAct
Step 1	Constant	1,000	-,244	-,059	-,557
	Liq_Red	-,244	1,000	-,076	-,125
	Rent_Act_ROA	-,059	-,076	1,000	,197
	Pas_TotAct	-,557	-,125	,197	1,000
	Rácio_FM	,081	-,261	,092	,239
	Rot_Act	,163	,150	,040	-,102
	Rend_Op_Act	,037	-,031	-,899	-,077
	EqtoDebt_Rat	-,536	-,293	,083	,842
	Cob_Act_Res_Trans	-,203	-,085	,103	,462
	Log_Act	-,719	,329	-,028	-,166

		Rácio_FM	Rot_Act	Rend_Op_Act	EqtoDebt_Rat
Step 1	Constant	,081	,163	,037	-,536
	Liq_Red	-,261	,150	-,031	-,293
	Rent_Act_ROA	,092	,040	-,899	,083
	Pas_TotAct	,239	-,102	-,077	,842
	Rácio_FM	1,000	-,163	-,069	,098
	Rot_Act	-,163	1,000	-,113	-,117
	Rend_Op_Act	-,069	-,113	1,000	-,005
	EqtoDebt_Rat	,098	-,117	-,005	1,000
	Cob_Act_Res_Trans	-,026	-,018	-,037	,253
	Log_Act	-,298	-,146	-,043	-,069

		Cob_Act_Res_	
		Trans	Log_Act
Step 1	Constant	-,203	-,719
	Liq_Red	-,085	,329
	Rent_Act_ROA	,103	-,028
	Pas_TotAct	,462	-,166
	Rácio_FM	-,026	-,298
	Rot_Act	-,018	-,146
	Rend_Op_Act	-,037	-,043
	EqtoDebt_Rat	,253	-,069
	Cob_Act_Res_Trans	1,000	-,118
	Log_Act	-,118	1,000

Observed Groups and Predicted Probabilities



Predicted Probability is of Membership for 1
The Cut Value is ,50
Symbols: 0 - 0
1 - 1
Each Symbol Represents 1 Case.

a. S = Selected, U = Unselected cases, and ** = Misclassified cases.
b. Cases with studentized residuals greater than 2,000 are listed.

ANEXO VIII – Output regressão logit 2008

GET DATA

/TYPE=XLS

/FILE='\\SW71310F\Trabalho\$\as01040\Mestrado FEP\Dissertacao\2008\2008.xls'

/SHEET=name '2008BaseFactComEmp2'

/CELLRANGE=full

/READNAMES=on

/ASSUMEDSTRWIDTH=32767.

DATASET NAME DataSet1 WINDOW=FRONT.

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Devedor

/METHOD=ENTER Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act

Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act

/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		30-Jun-2011 17:28:17
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	660
	File	
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Devedor /METHOD=ENTER Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act /CLASSPLOT /CASEWISE OUTLIER(2) /PRINT=GOODFIT CORR CI(95) /CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).
Resources	Processor Time	00:00:00,062
	Elapsed Time	00:00:00,062

[DataSet1]

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	660	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	660	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		660	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		
			Devedor		Percentage Correct
			0	1	
Step 0	Devedor	0	0	330	,0
		1	0	330	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	,078	,000	1	1,000	1,000

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	Liq_Red	4,188	1	,041
		Rent_Act_ROA	25,454	1	,000
		Pas_TotAct	3,647	1	,056
		Rácio_FM	4,286	1	,038
		Rot_Act	3,865	1	,049
		Rend_Op_Act	22,241	1	,000
		EqtoDebt_Rat	2,442	1	,118
		Cob_Act_Res_Trans	,708	1	,400
		Log_Act	214,174	1	,000
		Overall Statistics		250,077	9

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	324,493	9	,000
	Block	324,493	9	,000
	Model	324,493	9	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	590,462 ^a	,388	,518

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	3,246	8	,918

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Devedor = 0		Devedor = 1		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	62	62,819	4	3,181	66
	2	60	58,951	6	7,049	66
	3	56	53,677	10	12,323	66
	4	44	46,649	22	19,351	66
	5	39	38,625	27	27,375	66
	6	24	28,324	42	37,676	66
	7	22	20,612	44	45,388	66
	8	14	12,970	52	53,030	66
	9	7	5,828	59	60,172	66
	10	2	1,544	64	64,456	66

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Devedor		Percentage Correct
			0	1	
Step 1	Devedor	0	262	68	79,4
		1	71	259	78,5
Overall Percentage					78,9

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	Liq_Red	1,061	,192	30,571	1	,000	2,888
	Rent_Act_ROA	1,076	5,339	,041	1	,840	2,933
	Pas_TotAct	-1,631	1,347	1,466	1	,226	,196
	Rácio_FM	-1,005	,359	7,839	1	,005	,366
	Rot_Act	,079	,731	,012	1	,914	1,082
	Rend_Op_Act	-13,529	4,715	8,233	1	,004	,000
	EqtoDebt_Rat	-,306	,535	,327	1	,567	,736
	Cob_Act_Res_Trans	-,238	,791	,091	1	,763	,788
	Log_Act	2,678	,220	147,776	1	,000	14,552
	Constant	-14,996	1,746	73,792	1	,000	,000

a. Variable(s) entered on step 1: Liq_Red, Rent_Act_ROA, Pas_TotAct, Rácio_FM, Rot_Act, Rend_Op_Act, EqtoDebt_Rat, Cob_Act_Res_Trans, Log_Act.

Variables in the Equation

		95% C.I. for EXP(B)	
		Lower	Upper
Step 1 ^a	Liq_Red	1,983	4,206
	Rent_Act_ROA	,000	102824,797
	Pas_TotAct	,014	2,743
	Rácio_FM	,181	,740
	Rot_Act	,258	4,532
	Rend_Op_Act	,000	,014
	EqtoDebt_Rat	,258	2,102
	Cob_Act_Res_Trans	,167	3,713
	Log_Act	9,450	22,409
	Constant		

a. Variable(s) entered on step 1: Liq_Red, Rent_Act_ROA, Pas_TotAct, Rácio_FM, Rot_Act, Rend_Op_Act, EqtoDebt_Rat, Cob_Act_Res_Trans, Log_Act.

Correlation Matrix

		Constant	Liq_Red	Rent_Act_ROA	Pas_TotAct
Step 1	Constant	1,000	-,219	-,076	-,643
	Liq_Red	-,219	1,000	,032	-,079
	Rent_Act_ROA	-,076	,032	1,000	,086
	Pas_TotAct	-,643	-,079	,086	1,000
	Rácio_FM	,199	-,199	,062	,092
	Rot_Act	,085	,144	,182	-,022
	Rend_Op_Act	,074	-,156	-,873	,036
	EqtoDebt_Rat	-,644	-,258	,019	,854
	Cob_Act_Res_Trans	-,318	-,019	,046	,500
	Log_Act	-,693	,303	,089	-,095

		Rácio_FM	Rot_Act	Rend_Op_Act	EqtoDebt_Rat
Step 1	Constant	,199	,085	,074	-,644
	Liq_Red	-,199	,144	-,156	-,258
	Rent_Act_ROA	,062	,182	-,873	,019
	Pas_TotAct	,092	-,022	,036	,854
	Rácio_FM	1,000	-,018	-,029	-,057
	Rot_Act	-,018	1,000	-,230	-,060
	Rend_Op_Act	-,029	-,230	1,000	,065
	EqtoDebt_Rat	-,057	-,060	,065	1,000
	Cob_Act_Res_Trans	,002	,017	-,048	,314
	Log_Act	-,365	-,127	-,190	,034

		Cob_Act_Res_	
		Trans	Log_Act
Step 1	Constant	-,318	-,693
	Liq_Red	-,019	,303
	Rent_Act_ROA	,046	,089
	Pas_TotAct	,500	-,095
	Rácio_FM	,002	-,365
	Rot_Act	,017	-,127
	Rend_Op_Act	-,048	-,190
	EqtoDebt_Rat	,314	,034
	Cob_Act_Res_Trans	1,000	-,035
	Log_Act	-,035	1,000

Observed Groups and Predicted Probabilities

$$\begin{array}{ccccccc} & & & & & & + \\ & & & & & & \text{I} \\ & & & & & & \text{I} \\ & & & & & & \text{I} \\ & & & & & & + \\ & & & & & & \text{II} \\ & & & & & & \text{II} \\ & & & & & & \text{II} \\ & & & & & & 1+ \\ & & & & & & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{array}$$

[illegible]

Casewise List^b

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

ANEXO IX – Output regressão logit 2009

GET DATA

/TYPE=XLS

/FILE='\\SW71310F\Trabalho\$\\as01040\Mestrado FEP\Dissertacao\2009\2009.xls'

/SHEET=name '2009BaseFactComEmp'

/CELLRANGE=full

/READNAMES=on

/ASSUMEDSTRWIDTH=32767.

DATASET NAME DataSet1 WINDOW=FRONT.

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Devedor

/METHOD=ENTER Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act

Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act

/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		30-Jun-2011 17:53:14
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	478
	File	
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Devedor /METHOD=ENTER Liq_Red Rent_Act_ROA Pas_TotAct Rácio_FM Rot_Act Rend_Op_Act EqtoDebt_Rat Cob_Act_Res_Trans Log_Act /CLASSPLOT /CASEWISE OUTLIER(2) /PRINT=GOODFIT CORR CI(95) /CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).
Resources	Processor Time	00:00:00,062
	Elapsed Time	00:00:00,063

[DataSet1]

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	478	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	478	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		478	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		
			Devedor		Percentage Correct
			0	1	
Step 0	Devedor	0	0	239	,0
		1	0	239	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	,091	,000	1	1,000	1,000

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	Liq_Red	1,839	1	,175
		Rent_Act_ROA	12,028	1	,001
		Pas_TotAct	1,782	1	,182
		Rácio_FM	,547	1	,460
		Rot_Act	1,275	1	,259
		Rend_Op_Act	10,505	1	,001
		EqtoDebt_Rat	,320	1	,571
		Cob_Act_Res_Trans	2,287	1	,130
		Log_Act	157,322	1	,000
		Overall Statistics	181,808	9	,000

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	239,639	9	,000
	Block	239,639	9	,000
	Model	239,639	9	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	423,010 ^a	,394	,526

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	11,156	8	,193

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Devedor = 0		Devedor = 1		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	48	45,755	0	2,245	48
	2	42	43,053	6	4,947	48
	3	39	39,085	9	8,915	48
	4	37	33,449	11	14,551	48
	5	22	27,666	26	20,334	48
	6	21	21,185	27	26,815	48
	7	17	15,401	31	32,599	48
	8	6	8,924	42	39,076	48
	9	5	3,820	43	44,180	48
	10	2	,662	44	45,338	46

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Devedor		Percentage Correct
			0	1	
Step 1	Devedor	0	189	50	79,1
		1	53	186	77,8
Overall Percentage					78,5

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.
Step 1 ^a	Liq_Red	,522	,187	7,806	1	,005
	Rent_Act_ROA	8,949	6,582	1,848	1	,174
	Pas_TotAct	-,411	1,273	,104	1	,747
	Rácio_FM	-1,048	,408	6,591	1	,010
	Rot_Act	-1,361	,982	1,921	1	,166
	Rend_Op_Act	-16,817	6,088	7,630	1	,006
	EqtoDebt_Rat	,734	,510	2,076	1	,150
	Cob_Act_Res_Trans	-1,685	,859	3,849	1	,050
	Log_Act	2,919	,278	110,573	1	,000
	Constant	-17,299	1,967	77,357	1	,000

a. Variable(s) entered on step 1: Liq_Red, Rent_Act_ROA, Pas_TotAct, Rácio_FM, Rot_Act, Rend_Op_Act, EqtoDebt_Rat, Cob_Act_Res_Trans, Log_Act.

Variables in the Equation

		Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
			Lower	Upper
Step 1 ^a	Liq_Red	1,686	1,169	2,431
	Rent_Act_ROA	7698,588	,019	3,084E9
	Pas_TotAct	,663	,055	8,038
	Rácio_FM	,351	,158	,780
	Rot_Act	,256	,037	1,757
	Rend_Op_Act	,000	,000	,008
	EqtoDebt_Rat	2,084	,767	5,659
	Cob_Act_Res_Trans	,186	,034	,998
	Log_Act	18,527	10,752	31,923
	Constant	,000		

a. Variable(s) entered on step 1: Liq_Red, Rent_Act_ROA, Pas_TotAct, Rácio_FM, Rot_Act, Rend_Op_Act, EqtoDebt_Rat, Cob_Act_Res_Trans, Log_Act.

Correlation Matrix

		Constant	Liq_Red	Rent_Act_ROA	Pas_TotAct
Step 1	Constant	1,000	-,177	-,109	-,531
	Liq_Red	-,177	1,000	,146	-,091
	Rent_Act_ROA	-,109	,146	1,000	,012
	Pas_TotAct	-,531	-,091	,012	1,000
	Rácio_FM	,195	-,259	,100	,101
	Rot_Act	,119	,154	,175	,045
	Rend_Op_Act	,124	-,160	-,903	,055
	EqtoDebt_Rat	-,586	-,227	-,076	,800
	Cob_Act_Res_Trans	-,147	-,101	-,039	,517
	Log_Act	-,793	,223	,165	-,083

Correlation Matrix

		Rácio_FM	Rot_Act	Rend_Op_Act	EqtoDebt_Rat
Step 1	Constant	,195	,119	,124	-,586
	Liq_Red	-,259	,154	-,160	-,227
	Rent_Act_ROA	,100	,175	-,903	-,076
	Pas_TotAct	,101	,045	,055	,800
	Rácio_FM	1,000	-,100	-,093	-,065
	Rot_Act	-,100	1,000	-,207	,008
	Rend_Op_Act	-,093	-,207	1,000	,099
	EqtoDebt_Rat	-,065	,008	,099	1,000
	Cob_Act_Res_Trans	-,061	,016	,050	,220
	Log_Act	-,307	-,209	-,227	,102

Correlation Matrix

		Cob_Act_Res_ Trans	Log_Act
Step 1	Constant	-,147	-,793
	Liq_Red	-,101	,223
	Rent_Act_ROA	-,039	,165
	Pas_TotAct	,517	-,083
	Rácio_FM	-,061	-,307
	Rot_Act	,016	-,209
	Rend_Op_Act	,050	-,227
	EqtoDebt_Rat	,220	,102
	Cob_Act_Res_Trans	1,000	-,161
	Log_Act	-,161	1,000

Step number: 1

Observed Groups and Predicted Probabilities

	32 +		+
	I		I
	I		I
F	I		1I
R	24 +		1+
E	I		1I
Q	I		1I
U	I		1I
E	16 +		1+
N	I		1I
C	I 1		1I

[illegible]