



**“O IMPACTO DE INDICADORES ECONÓMICO-FINANCEIROS E
MACROECONÓMICOS NOS NÍVEIS DE INSOLVÊNCIA DAS EMPRESAS
PORTUGUESAS”**

por

Paula Cristina Oliveira Vaz

DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM FINANÇAS E
FISCALIDADE

Orientação: Prof. Doutor Francisco Vitorino Martins

Co-Orientador: Prof. Doutor Elísio Brandão

Novembro de 2014

Nota Bibliográfica

Paula Cristina Oliveira Vaz nasceu a 28 de maio de 1986 na cidade do Porto.

É licenciada em Gestão pela Faculdade de Economia da Universidade do Porto (FEP), desde junho de 2009.

Após uma breve passagem pelo Millennium Bcp / American Express, onde desempenhou funções de técnica comercial, ingressou, em fevereiro de 2010, na empresa PricewaterhouseCoopers (PwC) no departamento de *Tax Management and Accounting Services* (TMAS), desempenhando funções de *Assistant Accountant*. Atualmente desempenha funções de *Senior Accountant* nesse mesmo departamento.

É técnica oficial de contas desde fevereiro de 2014.

Agradecimentos

Antes de mais gostaria de agradecer à PricewaterhouseCoopers (PwC) pelo apoio, contributo e incentivo à realização desta investigação.

Um agradecimento especial ao meu orientador, Prof. Doutor Vitorino Martins, pelos seus pertinentes comentários, recomendações e esclarecimentos, assim como por toda a ajuda e disponibilidade demonstradas. Um agradecimento também ao meu co-orientador, Prof. Doutor Elísio Brandão, pelo seus indubitáveis contributos.

Uma palavra de apreço a todos aqueles que, de um ou outro modo, fizeram parte deste projeto, nomeadamente, aos demais docentes e colegas de curso. Uma ressalva especial para a minha colega, amiga e comadre Fátima Ferreira, pelo seu constante apoio e presença.

Por último e não menos importante, um muito obrigada aos meus amigos e família, em especial, ao meu marido e aos meus pais pela compreensão, carinho e ajuda prestada e ao meu filho Rodrigo, pela inspiração e pelo amor com que preenche todos os meus dias.

Resumo

Ao longo dos anos, o insucesso empresarial, nomeadamente o que se traduz em falência jurídica, tem vindo a ser alvo de diversos estudos científicos, pelo facto de envolver diversas partes de uma sociedade e por acarretar custos significativos para essas mesmas partes, quer a nível financeiro quer a nível social. A comunidade científica tem-se empenhado em desenvolver modelos explicativos dos fatores que mais contribuem para o insucesso empresarial e, por conseguinte, ajudar as empresas e as demais partes com que elas se relacionam a identificar os sinais e a tomar decisões no sentido de evitarem e/ou se precaverem perante um cenário previsível de falência.

É neste contexto que o presente trabalho surge, com o objetivo de estudar o impacto de alguns fatores de índole económico-financeira e de indicadores macroeconómicos nos níveis de insolvência das empresas portuguesas.

O estudo usa dados em painel para o período de 2008 a 2012 e os dados estão agrupados por setor de atividade.

A fim de modelizar as relações de causalidade foi usada a técnica econométrica da regressão logística. Os resultados obtidos apontam para a existência de uma correlação negativa entre os níveis de insolvência empresarial e os indicadores de liquidez, rentabilidade, atividade, solvabilidade e a variável macroeconómica Produto Interno Bruto (PIB) e uma correlação positiva entre esses mesmos níveis de insolvência e um dos indicadores de endividamento.

Palavras-chave: Insucesso empresarial, Insolvência, Setor de atividade, Regressão logística, Indicadores Económico-Financeiros e Macroeconómicos, Dados em painel.

Abstract

Over the years the business failure, specially the one that turns out into bankruptcy, has been widely investigated, considering that it involves many parties of a society and carries out significant costs for these same parties, both within financial or social level. Academic community has been putting a lot of efforts into building useful prediction models in order to find the factors which could contribute to business failure and thus help companies and their shareholders and stakeholders to identify the signs and making decisions in order to avoid or protect themselves against a predictable scenario of bankruptcy.

Therefore, this study appears with the aim of analyze the impact of some economic-financial ratios and macroeconomic indicators in the levels of insolvency of Portuguese companies.

The study uses a cross-section data for the period 2008-2012 and the data are grouped by business sector.

In order to model the causal relationships was performed the econometric technique of logistic regression. The results suggests that there is a negative correlation between the levels of corporate insolvency and the indicators of liquidity, profitability, activity, solvency and the macroeconomic variable Gross Domestic Product (GDP) and a positive correlation between those levels of insolvency and an indicator of debt.

Keywords: Business failure, Insolvency, Business sector, Logistic Regression, Economic-Financial Ratios, Macroeconomic indicators, Cross-section data.

Índice

| | |
|---|------|
| Índice de tabelas | VII |
| Índice de quadros..... | VIII |
| Capítulo 1: Introdução | 1 |
| Capítulo 2: Referencial teórico – Revisão bibliográfica | 5 |
| 2.1. Estudos sobre previsão de insucesso empresarial – Insolvência – Análise Univariada | 8 |
| 2.2. Estudos sobre previsão de insucesso empresarial – Insolvência – Análise Multivariada | 10 |
| Capítulo 3: Metodologia..... | 16 |
| 3.1.Amostra | 16 |
| 3.2.Variáveis – definição e sinais esperados | 21 |
| 3.3.Técnicas de estimação | 24 |
| Capítulo 4: Resultados..... | 28 |
| Capítulo 5: Conclusões..... | 34 |
| Referências bibliográficas | 37 |
| Anexo 1: Quadros..... | 42 |

Índice de tabelas

| | |
|--|----|
| Tabela 1 – Taxas de insolvência setorial | 17 |
| Tabela 2 – <i>Matching</i> de dados entre bases de dados SABI e Informa D&B..... | 19 |
| Tabela 3 – Sinais esperados..... | 24 |

Índice de quadros

| | |
|--|----|
| Quadro 1 – Modelo de insolvências: com rácios e estimação WLS com efeitos fixos (seccionais e temporais)..... | 30 |
| Quadro 2 – Modelo de insolvências: com rácios e taxa de crescimento do PIB (estimação WLS com efeitos seccionais fixos)..... | 32 |
| Quadro 3 – Bateria de indicadores económico-financeiros..... | 42 |
| Quadro 4 – Resultados univariados – indicadores económico-financeiros..... | 43 |
| Quadro 5 – Resultados univariados – indicadores macroeconómicos | 45 |
| Quadro 6 – Resultados multivariados – análise em componentes principais..... | 46 |
| Quadro 7 – Resultados multivariados – modelo de insolvência – modelo inicial (estimação WLS com efeitos fixos) | 49 |
| Quadro 8 – Resultados multivariados – modelo de insolvência – modelo com eliminação <i>backward</i> (estimação WLS com efeitos fixos)..... | 50 |
| Quadro 9 – Resultados multivariados – modelo de insolvência – modelo com eliminação <i>backward</i> (estimação WLS com efeitos seccionais fixos)..... | 51 |
| Quadro 10 – Resultados multivariados – modelo de insolvência – modelo inicial (estimação WLS com efeitos seccionais fixos)..... | 52 |
| Quadro 11 – Resultados multivariados – modelo de insolvência – modelo com taxa de crescimento do PIB (estimação WLS com efeitos seccionais fixos)..... | 53 |
| Quadro 12 – Resultados multivariados – modelo de insolvência – efeitos fixos seccionais e temporais)..... | 53 |
| Quadro 13 – Resultados multivariados – modelo de insolvência (com taxa de crescimento do PIB) – efeitos fixos seccionais | 54 |

“Cem vezes todos os dias lembro a mim mesmo que minha vida interior e exterior, depende dos trabalhos de outros homens, vivos ou mortos, e que devo esforçar-me a fim de devolver na mesma medida que recebi.”

Albert Einstein

Capítulo 1: Introdução

Num contexto de evolução no sentido da globalização¹ e do estabelecimento de relações comerciais, as sociedades têm vindo a ser, crescentemente, dominadas por organizações de diversas grandezas e naturezas e com as mais diversas finalidades.

No âmbito da realidade organizacional, as empresas² surgem como o principal veículo da atividade económica e, por conseguinte, como as organizações mais relevantes e com maiores repercussões nas nossas vidas. Em termos económico-societários, uma empresa representa, sem dúvida, uma das invenções mais importantes do homem e, ao mesmo tempo, uma das instituições fundamentais das sociedades. Contudo, nem todas as iniciativas empresariais terminam em sucesso e situações de insucesso empresarial³ podem implicar custos avultados e consequências bastante negativas aos mais diversos níveis, tais como financeiro, económico, social, demográfico e cultural.

Torna-se, pois, de vital importância que se analise e avalie não só os impactos que resultam da ocorrência de situações de falência mas, e ainda mais importante, que se identifiquem os fatores que, eventualmente, possam estar na origem de uma situação de falência, de modo a ser possível encontrar soluções e tomar decisões atempadas no

¹ Globalização é um processo de integração social, política e económica entre os países e as pessoas de todo o mundo. A integração mundial que decorre do processo de globalização ocorreu em razão de dois principais fatores: as inovações tecnológicas e o incremento no fluxo comercial mundial.

² Uma empresa é uma unidade económico-social, integrada por elementos humanos, materiais e técnicos, que tem o objetivo de obter utilidades através da sua participação no mercado de bens e serviços. Nesse sentido, faz uso dos fatores produtivos tais como trabalho, terra e capital.

³ O termo insucesso empresarial é aqui usado para situações tão diversas tais como a existência de contas bancárias a descoberto, a falta de pontualidade no pagamento aos credores, a falta de pagamento aos credores, o não pagamento de dividendos a capital preferencial, a falência jurídica, a falência técnica ou até mesmo perdas evidenciadas durante alguns anos consecutivos. Ao longo do presente trabalho utilizar-se-á indistintamente a palavra insucesso empresarial e a palavra insolvência para fazer referência a qualquer uma das situações anteriormente mencionadas.

sentido da minimização dos respetivos custos associados. Esta análise ganha ainda mais relevância num contexto de crise financeira mundial e de dívida soberana interna, como a que temos vindo a atravessar desde meados de 2008. Efetivamente, as consequências da crise e da política de austeridade⁴ a que Portugal ainda está atualmente sujeito, com especial destaque para a queda generalizada das componentes de procura interna e para a deterioração das condições de acesso a financiamento conduzem, inevitavelmente, a uma contração da atividade económica e, por conseguinte, ao aumento dos níveis de falência empresarial.

Em termos jurídicos, a definição de falência está contemplada na legislação interna de cada País. De um modo geral podemos definir falência como o estado em que um devedor é responsável por mais dívidas do que os bens que possui. Também na legislação interna de cada Estado é possível encontrar a definição de insolvência jurídica, que, em traços gerais, se consubstancia num estado em que um devedor não tem capacidade para cumprir atempadamente com as suas obrigações financeiras. Apesar de não se dever confundir as situações de falência jurídica e de insolvência jurídica, por terem significados diferentes, por na prática representarem realidades distintas e pelo facto de qualquer uma delas poder ocorrer sem que, necessariamente, a outra ocorra, verifica-se que a entrada de uma empresa em processo de insolvência conduz regularmente a situações de falência jurídica, pelo que analisar situações de insolvência empresarial permite aferir, com um elevado grau de certeza, a probabilidade de uma empresa vir a enfrentar um processo de falência.

Neste sentido e tendo em conta o exposto, o presente trabalho tem como principal objetivo estudar o impacto de alguns fatores de índole económico-financeira popularmente reconhecidos e/ou comumente referenciados na literatura e de indicadores macroeconómicos, nos níveis de insolvência setorial das empresas portuguesas. Antecipar situações de risco é fundamental para que, em tempo útil, seja possível desencadear um conjunto de ações preventivas e/ou encontrar alternativas que

⁴ Em economia, a austeridade significa rigor teórico no controlo de gastos. Uma política de austeridade é requerida quando o nível do défice público é considerado insustentável e é maioritariamente implementada através do corte de despesas.

permitam, em última instância, minimizar os custos perante um inevitável panorama de falência.

Ao longo dos anos, a literatura relativa à problemática do insucesso empresarial tem vindo a ser significativamente aprofundada, nomeadamente na vertente da elaboração de modelos de previsão que permitem identificar fatores que impactam nos níveis de falência jurídica empresarial. Especial destaque para os estudos de Altman e para a contínua elaboração de novos modelos, utilização de novas técnicas econométricas e introdução de novas variáveis explicativas.

Partindo desses modelos, técnicas estatísticas, variáveis explicativas e de outros indicadores populares, o presente estudo identifica e analisa os fatores de índole económico-financeira que mais têm impacto nos níveis de insolvência dos setores de atividade vistos como agregados de empresas entre 2008 e 2012. Numa segunda fase é ainda examinado o impacto de algumas variáveis macroeconómicas nesses mesmos níveis de insolvência. A análise é efetuada de forma agregada, por setor de atividade, tendo em conta a Classificação de Atividades Económicas, Revisão 3 (CAE-Rev.3)⁵. Para o efeito recolheu-se informação sobre os níveis de insolvência jurídica nos barómetros empresariais anuais da Informa D&B, assim como um conjunto de indicadores e rácios económico-financeiros (populares e/ou comumente referenciados na literatura) da base de dados SABI. A informação relativa aos indicadores macroeconómicos foi recolhida das bases de dados do INE.

Para a modelização do fenómeno em estudo foi utilizada a técnica estatística da regressão logística, geralmente usada na construção de modelos de previsão de insolvência.

⁵ A Classificação das Atividades Económicas, Revisão 3, abreviadamente designada por CAE Rev.3, aprovada pelo Decreto-Lei n.º381/2007, de 14 de Novembro, e harmonizado com a Nomenclatura das Atividades Económicas na Comunidade Europeia (NACE), no âmbito do Regulamento da CE n.º1893/2006, do Parlamento Europeu e do Conselho, de 20 de Dezembro de 2006, constitui o quadro comum de classificação de atividades económicas em Portugal. Este encontra-se estruturado em duas partes: uma alfabética, com um só nível, que se designa de Secção, e outra, numérica, com quatro níveis de detalhe, que se designam por Divisão, Grupo, Classe e Subclasse.

A presente investigação traz duas importantes contribuições. Em primeiro lugar é um dos poucos estudos que analisa e identifica os fatores económico-financeiros que têm impacto transversal nos níveis de insolvência das empresas de um determinado setor empresarial, independentemente de características individuais e realidade intrínseca de cada uma das empresas. Em segundo lugar, o estudo permite ainda identificar em que medida o cenário macroeconómico pode condicionar o número de insolvências empresariais num determinado período de tempo.

Não obstante os contributos enunciados, o estudo não se encontra isento de limitações. Uma das limitações prende-se com o facto de não serem contempladas no estudo todas as formas jurídicas de sociedades, sendo excluídos, a título exemplificativo, os empresários em nome individual. Outra limitação importante reside na circunstância de os dados obtidos não permitirem o cálculo de outros rácios financeiros igualmente importantes para a problemática em apreciação. Finalmente, uma terceira limitação, e seguramente não menos importante, prende-se com o facto de a informação económico-financeira recolhida da base de dados SABI, representando na análise grande parte do conjunto de variáveis explicativas, poder não refletir uma imagem verdadeira e apropriada das empresas em estudo. Esta última limitação é, de resto, comum aos estudos de previsão de insolvência, que referem o facto das demonstrações financeiras poderem estar “mascaradas” para determinados fins, nomeadamente, para efeitos de obtenção de crédito.

O presente trabalho encontra-se estruturado da seguinte forma: no capítulo 2 é levada a cabo a revisão da literatura, dividindo entre os estudos sobre modelos de previsão de insolvência baseados numa análise univariada dos estudos assentes numa análise multivariada; o capítulo 3 é dedicado à exposição da metodologia, o que passa por efetuar uma breve apresentação das fontes de recolha e tratamento de dados, explicar os conceitos associados às variáveis independentes e apresentar as técnicas estatísticas utilizadas para estimação dos modelos; no capítulo 4 é feita a apresentação e a discussão dos resultados multivariados obtidos; finalmente, no capítulo 5 são apresentadas as principais conclusões deste estudo e perspetivas para futuras investigações.

Capítulo 2: Referencial teórico - Revisão bibliográfica

Com o irromper da crise financeira dos anos 30 nos Estados Unidos da América, que originou uma subida exponencial do número de falências das empresas, a problemática do insucesso empresarial ganhou relevo no seio da comunidade científica, começando desde então a ser amplamente estudada através do desenvolvimento de diversos modelos econométricos de previsão de insolvência que utilizam, na sua génese, indicadores económico-financeiros. Esta problemática é especialmente relevante no âmbito das atividades financeiras, nomeadamente, no que concerne à concessão de crédito por parte das instituições financeiras. É fundamental que estas instituições disponham de modelos que lhes permitam analisar e definir o nível de risco associado a cada um dos seus clientes (incluindo as empresas) para, a partir daí, poderem tomar decisões prudentes e ajustar as suas respostas em termos de possibilidade de concessão de crédito e respetivas condições de financiamento.

Neste contexto, verifica-se a existência de inúmeros estudos sobre modelos de previsão de insolvência com recurso à utilização de rácios financeiros, publicados essencialmente a partir da década de 60, sobretudo em países como os Estados Unidos e como o Reino Unido. Estas pesquisas estão particularmente vocacionadas para aplicação destes modelos no seio das instituições financeiras e no meio empresarial.

Neste capítulo são apresentados, de forma sucinta, os principais estudos que integram o referencial teórico sobre previsão de insolvências, sendo que numa primeira fase serão revistos os estudos baseados numa análise univariada e, seguidamente, os estudos assentes numa análise multivariada.

Estudos sobre previsão de insucesso empresarial – Insolvência

Como já referido anteriormente, o eclodir da crise financeira dos anos 30 nos Estados Unidos da América chamou à atenção para a necessidade de estudar a problemática do insucesso empresarial, no sentido de conseguir identificar os fatores que podem estar na sua origem e, por conseguinte, prevenir eventuais problemas que daí possam decorrer.

A definição de insucesso empresarial tem vindo a ser abordada de diferentes formas por uma diversidade de autores. Beaver (1966) usava uma aceção de insucesso que abarcava situações tão diversificadas como a falta de pagamento aos credores, a existência de contas bancárias a descoberto, o não pagamento de dividendos a capital preferencial ou a falência jurídica (Pereira, José et al., (2007)). Altman (1968), Deakin (1972), Zavgren (1985) e Aziz & Lawson (1989) usaram o conceito de falência jurídica. Outros autores referiram-se a insucesso empresarial como a simples falta de pontualidade nos pagamentos por parte de uma empresa ou a circunstância dos seus ativos terem um valor inferior aos seus passivos⁶ (Lev, 1978) ou ainda a situações de empresas que evidenciavam perdas durante alguns anos consecutivos (Rodriguez, 1994). Não existe, portanto, na literatura um conceito claro e delimitado de insucesso empresarial (Ribeiro, Sónia, (2011)).

Á parte disso, é indubitável a elevada relevância do desenvolvimento dos mais variados estudos e modelos de previsão com capacidade de identificação de algumas das causas que estão na base do insucesso empresarial. Essa relevância está relacionada com diversos fatores, entre os quais: as inúmeras partes envolvidas (nomeadamente, utilizadores da informação financeira disponibilizada pelas empresas, onde se incluem os *shareholders*, as instituições de crédito e o Estado), os enormes custos económicos e sociais, a espiral negativa no ambiente económico em geral, o aumento da disponibilidade de dados e das técnicas estatísticas, a extensa pesquisa académica sobre o impacto das imperfeições do mercado e a assimetria de informação e as exigências do *New Basel Capital Accord*⁷ (Balcaen, Sofie & Ooghe, Hubert, (2004)).

⁶ Situação comumente designada por falência técnica.

⁷ O Acordo de Capital de Basileia I foi formalizado em 1988, em Basel, na Suíça, pelos reguladores dos principais países industrializados, depois de várias falências no sector bancário, com o objetivo de fortalecer a solidez e promover a estabilidade do sistema bancário internacional. Para além disso, a partilha de uma mesma metodologia de solidez, permitiu diminuir as fontes de desequilíbrio competitivo entre os bancos e os sistemas bancários internacionais. Antes do Acordo, existiam diferenças significativas entre os níveis de capitalização dos diferentes países. Os requisitos de capital previstos no Acordo de Basileia I correspondiam a 8% dos ativos ponderados pelo risco de crédito e de mercado. O *New Basel Capital Accord* ou Novo Acordo de Basileia, inicialmente publicado em Junho de 2004, também conhecido por Basileia II, tem como objetivo primordial o cálculo adequado dos requisitos de capital, ou seja, atualização das regras de cálculo dos requisitos de capital e aplicação de técnicas avançadas para a avaliação do risco. A estruturação deste acordo teve as seguintes motivações: inovação financeira e tecnológica desde Basileia I; insatisfação com os modelos tradicionais de avaliação do risco de crédito; *benchmark* da solvabilidade bancária; sofisticação da supervisão e crescente necessidade de combater a arbitragem regulamentar nacional; e crescimento e dinamização das carteiras de crédito, do mercado de derivados e do mercado da dívida privada (Santos, Vera, (2010), pág.5).

Ainda sem recurso a ferramentas estatísticas avançadas para análise de alguns indicadores de performance financeira, Fitz Patrick (1932) levou a cabo um dos primeiros estudos no âmbito da previsão do insucesso empresarial, recorrendo a métodos de observação de desempenho e comparando, ao longo do tempo, os resultados obtidos com um determinado padrão considerado como ideal. Este autor selecionou, aleatoriamente, 19 empresas falidas, no período de 1920 a 1929, e comparou-as com outras 19 empresas em boa situação financeira. O investigador constatou que os rácios das empresas não falidas ultrapassaram o padrão preestabelecido enquanto os das empresas falidas se encontravam abaixo desse limiar. Este trabalho levou o autor a concluir que os rácios financeiros podem fornecer indicações importantes quanto ao risco de insolvência das empresas (Ribeiro, Sónia (2011)).

Com a evolução das ferramentas estatísticas, a investigação nesta área denota uma forte dinamização, mais significativa a partir dos anos 60. Os primeiros estudos efetuados com recurso a indicadores financeiros e utilização de técnicas estatísticas começam por assentar numa técnica estatística que privilegia a análise univariada. Beaver (1966) foi o autor pioneiro na utilização desta técnica. Posteriormente e, numa tentativa de ultrapassar as limitações decorrentes da técnica estatística anteriormente mencionada, surgem as técnicas estatísticas que privilegiam a análise discriminante multivariada e os modelos de probabilidade condicional (regressão logística). Especial destaque aqui para os estudos de Altman (1968) e Ohlson (1980). Nos últimos anos, desenvolvimentos mais recentes da área da Inteligência Artificial têm vindo a ser aplicados à problemática do insucesso empresarial. No entanto, considerando que o presente estudo não tem por objetivo a aplicação desta técnica, não serão tecidas mais considerações acerca da referida temática.

Os pontos seguintes são, assim, dedicados a uma breve apresentação dos principais estudos que, de um modo fundamental, pautam a literatura existente, quer ao nível da análise univariada quer ao nível da análise multivariada. Tal apresentação, ao não ser exaustiva, tem como primordial objetivo dar a conhecer as principais características, vantagens e limitações dos estudos que, até aos dias de hoje, mais contribuíram para os avanços que se têm verificado nesta área de conhecimento.

2.1. Estudos sobre previsão de insucesso empresarial – Insolvência – Análise Univariada

Tal como anteriormente mencionado, os primeiros trabalhos de investigação na área da insolvência com recurso a rácios financeiros e com utilização de técnicas estatísticas surgiram com Beaver (1966). Este autor aplicou pela primeira vez um modelo de análise discriminante univariado a um determinado conjunto de rácios financeiros de forma a prever a insolvência de uma empresa (Beaver, 1967a). Por forma a identificar os rácios que melhor classificam as empresas como solvente ou insolvente, o autor recorreu a um teste de classificação dicotómica, sendo a análise efetuada separadamente para cada um dos rácios e recorrendo à comparação dos valores obtidos com o ponto de corte ótimo⁸ dessa medida, isto é, o ponto em que a percentagem de erros de classificação é minimizada.

Com o propósito de testar empiricamente a capacidade preditiva dos rácios financeiros em relação à insolvência de uma empresa, o autor utilizou no seu estudo uma *paired or matched sample*⁹, por atividade e por dimensão, de 158 empresas - 79 solventes e 79 insolventes – para o período de 1954 a 1964 e comparou os seus rácios financeiros. A análise incidiu sobre os 5 anos anteriores à falência. Foram inicialmente escolhidos 30 dos rácios mais comumente utilizados pelos investigadores da época, os quais foram agrupados em 6 categorias, tendo sido posteriormente selecionado apenas um rácio de cada uma das categorias.

A amostra das empresas falidas apresentou um comportamento próximo do esperado, ou seja, estas empresas estavam mais endividadas do que as empresas que

⁸ Conhecido na terminologia anglo-saxónica por *optimal cut-off point*.

⁹ As amostras emparelhadas ou como designadas na terminologia anglo-saxónica *paired or matched samples* existem sempre que temos duas (ou mais) amostras relativamente às quais temos conhecimento antecipado de que uma observação num determinado conjunto de dados está relacionada diretamente com uma observação específica no outro conjunto de dados. Neste tipo de amostras os dois conjuntos de dados devem ter exatamente o mesmo número de observações. O estudo em análise utiliza este termo, no entanto, as amostras usadas por Beaver (1967a) não são exatamente emparelhadas uma vez que as observações de cada conjunto de dados não estão diretamente relacionadas entre si pelo que a designação não é a apropriada. Não obstante, ao longo deste estudo, caso se afigure necessário, utilizar-se-á esta nomenclatura.

sobreviveram, apresentavam uma menor rendibilidade das vendas e dos ativos, tinham menos disponibilidades, mas mais valores a receber, os rácios de liquidez geral eram ligeiramente inferiores e os rácios de liquidez imediata bastante mais reduzidos (Brealey & Myers, (1988)). Perante os valores encontrados, o autor procurou identificar o ponto de corte ótimo, isto é, aquele em que a percentagem de previsões de insolvência incorretas é minimizada e, posteriormente testou esse ponto com uma amostra de validação. Os resultados obtidos revelaram-se bastante promissores.

A principal conclusão que decorre do estudo realizado por Beaver é essencialmente o facto de os diferentes indicadores financeiros utilizados terem capacidades preditivas distintas, sendo os rácios de cash-flow/passivo e o rácio da rentabilidade do ativo aqueles que se afiguram mais assertivos em termos de capacidade de previsão. O estudo salienta ainda que a análise de rácios pode ser útil na predição da insolvência de empresas sendo que esta constatação é válida para pelo menos 5 anos antes de um evento desse género ocorrer.

Sem obstar às importantes contribuições que a investigação de Beaver trouxe para esta área de conhecimento, é possível apontar-lhe também algumas limitações, a ver:

- 1) A seleção dos indicadores financeiros foi efetuada com base na sua popularidade e não em critérios mais objetivos. Esta circunstância pode trazer alguns inconvenientes nomeadamente a possibilidade de esses rácios estarem distorcidos por causa da contabilidade criativa elaborada com o propósito de mascarar a real situação financeira das empresas que pretendem obter crédito (Ribeiro, Sónia, (2011)).
- 2) Um outro problema, não menos importante, reside no facto das taxas de erro do Tipo I (considerar solvente uma empresa insolvente) alcançadas neste estudo serem superiores às taxas de erro do Tipo II (considerar insolvente uma empresa solvente) o que é mais penalizante para a generalidade dos credores.
- 3) Outra condicionante desta investigação é ainda o facto de apenas testar separadamente a capacidade preditiva de cada um dos rácios sendo que a situação financeira de uma empresa deve ser vista como um todo daí o interesse da análise multivariada (Zavgren, (1983)).

De um modo geral, é possível aferir que as técnicas estatísticas que assentam numa análise univariada apresentam como principal vantagem a sua simplicidade já que não requerem a necessidade de possuir grandes conhecimentos estatísticos na sua aplicação. Contudo, a sua utilização, não está isenta de desvantagens, senão vejamos:

- 1) A análise univariada assenta na assunção de que existe uma relação linear entre rácios financeiros e insolvência, facto que, na prática, muitas vezes não se verifica pelo que esta técnica é muitas vezes aplicada de forma inapropriada, logo, os seus resultados são questionáveis (Keasey & Watson, (1991));
- 2) A classificação de uma empresa só pode ocorrer para um rácio de cada vez o que pode levar a um problema de inconsistência, ou seja, a resultados de classificação inconsistentes e confusos para os diferentes rácios na mesma empresa (Altman, (1968); Zavgren, (1983));
- 3) Os *cut-off points* de cada uma das variáveis são escolhidos por tentativa e erro, pelo que os mesmos podem ser específicos da amostra em estudo (Bilderbeek, (1973)) e, por conseguinte, podem conduzir a resultados de classificação demasiado otimistas quando o modelo é usado num contexto preditivo;
- 4) Ao usar um rácio de cada vez, esta técnica não está em sintonia com a realidade, a qual é complexa e multidimensional, pelo que a classificação de uma empresa não pode ser vista por um único rácio apenas.

2.2. Estudos sobre previsão de insucesso empresarial – Insolvência – Análise Multivariada

Numa tentativa de ultrapassar as limitações decorrentes dos estudos baseados na análise univariada, nomeadamente, o desajuste face a uma realidade empresarial complexa e multidimensional, Altman (1968) introduziu no final dos anos 60 a técnica estatística da análise discriminante multivariada à problemática de previsão da insolvência. Segundo o autor, esta técnica estatística tem como objetivo classificar uma observação num ou mais grupos definidos *a priori* com base nas suas características individuais de forma a derivar a combinação linear (ou quadrática) dessas características que melhor discrimina entre os grupos (Altman, p.592).

Neste sentido, o autor partiu de uma amostra de 66 empresas - 33 solventes e 33 insolventes - do mesmo setor de atividade e com a mesma dimensão (medida pelo total do ativo), que se apresentaram como insolventes durante o período de 1946-1965. Numa primeira fase, selecionou 22 potenciais rácios financeiros, os quais foram agrupados em cinco categorias: liquidez, rentabilidade, endividamento, solvabilidade e atividade. No final, acabou por selecionar apenas cinco rácios, os quais, em combinação, apresentavam uma melhor capacidade na predição da insolvência. Depois de várias iterações chegou à seguinte função discriminante:

$$Z_i = 0,012X_{i1} + 0,014X_{i2} + 0,033X_{i3} + 0,006X_{i4} + 0,999X_{i5}$$

Em que:

Z_i = Score discriminante para a empresa i (variável entre $-\infty$ e $+\infty$),

X_{i1} = Ativo Corrente - Passivo Corrente / Total do Ativo da empresa i ,

X_{i2} = Resultados Transitados / Total do Ativo da empresa i ,

X_{i3} = Resultados antes de Juros e Impostos (EBIT) / Total do Ativo da empresa i ,

X_{i4} = Valor de Mercado dos Capitais Próprios / Total do Passivo da empresa i ,

X_{i5} = Vendas / Total dos Ativos da empresa i .

O *Z-score* ou *score* discriminante é uma medida unidimensional – já que integra numa única medida de performance o efeito de várias variáveis independentes – que assume um valor entre $-\infty$ e $+\infty$ e nos dá a indicação da saúde financeira de uma empresa. A essência desta técnica na temática da insolvência é a de avaliar se uma empresa faz parte do grupo dos insolventes ou dos solventes de acordo com o seu *Z-score*. Para tal é estabelecido um ponto de corte ótimo sendo o *Z-score* comparado com este. Se o *Z-score* está acima do referido ponto uma empresa é considerada com boa saúde financeira.

O *Z-score* determinado pelo modelo de Altman (1968) e conhecido como *Z-Score Model* é um valor situado no intervalo $[-4, 8]$. O autor, por considerar demasiado alta a probabilidade de erro na classificação das empresas, sugeriu a criação de três grupos, em vez de apenas dois (solventes versus insolventes). Neste modelo uma empresa que

apresentasse uma classificação inferior a 1,8 era considerada como uma falência provável, enquanto uma empresa que apresentasse uma classificação acima de 3 era considerada como uma empresa saudável. As empresas que apresentassem valores situados entre 1,81 e 2,99 indicavam uma situação de incerteza na previsão do risco de falência encontrando-se na chamada zona cinzenta. (Ribeiro, Sónia (2011)).

Este modelo apresenta uma capacidade preditiva extremamente precisa nos dois anos anteriores à falência, com 94% da amostra inicial a ser classificada no grupo correto, sendo que o rácio com melhor capacidade de predição é o da rentabilidade do ativo (representado pela variável X2). Os resultados obtidos vieram demonstrar que o uso da técnica multivariada, ou seja, a combinação de indicadores financeiros num único modelo, tem maior poder preditivo do que as técnicas univariadas utilizadas anteriormente para prever falências.

Em 1977, Altman et al. (1977) desenvolveram um novo modelo que ficou conhecido como *Zeta Model* e que, no fundo, não é mais do que uma atualização e aperfeiçoamento do modelo inicial (*Z-Score*). Este novo modelo apresenta uma capacidade de classificação até 5 anos antes da falência e encontra-se enquadrado com as novas normas de relato financeiro.

Não obstante as vantagens da aplicação da técnica baseada na análise discriminante multivariada face à baseada na análise univariada, a verdade é que também esta não se encontra isenta de limitações, já que, a título exemplificativo, os rácios escolhidos por Altman (1968) não assentam em nenhuma teoria, mas sim na eficiência estatística do modelo, pelo que a amostra utilizada influencia aquela escolha. Este facto é, de resto, comum à maioria dos estudos desta natureza. Adicionalmente e, pese embora até ao início dos anos 80 a análise discriminante multivariada tenha sido a técnica de excelência utilizada para avaliação dos problemas relacionados com o insucesso empresarial (Exemplos: Deakin (1972), Edmister (1972), Blum (1974), Deakin (1977), Taffler & Tisshaw (1977), Van Frederikslust (1978), Bilderbeek (1979) e Dambolena & Khoury (1980)), na verdade a técnica apresenta outros problemas, como por exemplo:

- 1) O facto de na maioria dos estudos as premissas básicas em que assenta o modelo (homocedasticidade e normalidade multivariada) serem frequentemente violados quando aplicados aos problemas da previsão de insolvência;
- 2) O facto de a estimativa dos coeficientes não permitir interpretação imediata (como na generalidade dos modelos de regressão linear) da importância relativa das diferentes variáveis para a variável de interesse ou a grandeza da influência das variáveis independentes na variável a explicar (Barnes, (1982); Karels e Parkash, (1987); Mcley e Omar, (2000));
- 3) Ou ainda, o facto de esta técnica assumir a existência de uma relação linear entre as variáveis independentes e a variável dependente o que nem sempre se verifica.

É numa tentativa de ultrapassar as limitações decorrentes da análise discriminante multivariada que Ohlson (1980) desenvolve e aplica uma nova técnica estatística à problemática da previsão de insolvência – a regressão logística. Esta técnica, que resulta num modelo de probabilidade condicional, consiste na combinação das variáveis que melhor distinguem entre o grupo das empresas insolventes e o grupo das empresas solventes (Balcaen, Sofie e Ooghe, Hubert, (2004)). A principal vantagem desta técnica estatística face à anterior é a de não exigir que as variáveis independentes tenham distribuição normal. Outra importante vantagem tem a ver com o facto de permitir a inclusão de variáveis não métricas ou qualitativas.

Para o seu estudo o investigador retirou da base de dados COMPUSTAT uma amostra desproporcional de 105 empresas falidas e 2058 não falidas durante o período de 1970 a 1976. Posteriormente seleccionou 9 variáveis independentes, 7 rácios financeiros e 2 variáveis qualitativas, baseando-se no critério da simplicidade. Foram estimados 3 modelos sendo o primeiro utilizado para prever a insolvência dentro de 1 ano, o segundo para prever a insolvência dentro de 2 anos e o terceiro para prever a insolvência dentro de 1 a 2 anos.

Pese embora, a performance do modelo se tenha revelado, em termos de precisão, inferior à dos estudos de Altman e de outros autores que utilizaram a análise discriminante multivariada como técnica, depois do trabalho de Ohlson (1980), a

maioria da literatura académica passou a utilizar o modelo *logit* para construir modelos de previsão de insolvência (Exemplos: Zavgren (1983), Gentry et al. (1985), Keasey e Watson (1987), Aziz et al. (1988), Platt e Platt (1990), Mossman et al. (1998), Charitou e Trigeorgis (2002), Lizal (2002), Becchetti e Sierra (2002)).

Em 2007, Altman e Sabato aplicaram a técnica da regressão logística a um modelo de previsão de insolvência específico para pequenas e médias empresas e compararam-no, em termos de capacidade de previsão, com o *Z-score model*, tendo demonstrado que este último modelo (assente na análise discriminante multivariada) tem uma capacidade preditiva menor do que o modelo *logit* (baseado na regressão logística) quando são usadas exatamente as mesmas variáveis. Os rácios económico-financeiros usados neste modelo foram: EBITDA / Total do Ativo; Passivo de Curto Prazo / *Equity Book Value*; Resultados Transitados / Total do Ativo; Liquidez Reduzida; e EBITDA / Custos Financeiros. O estudo concluiu que o que este novo modelo tinha um poder explicativo superior em quase 30% quando comparado com o anterior.

De um modo geral, é possível aferir que a regressão logística tem vindo a ser amplamente utilizada nos últimos anos porque, ao contrário da análise discriminante multivariada, não exige condições de normalidade na distribuição de variáveis. Todavia e, como seria de esperar, os modelos que se baseiam nesta técnica estatística não estão isentos de inconvenientes. A título de exemplo:

- 1) Os modelos *logit* são extremamente suscetíveis à existência de multicolineariedade, pelo que a inclusão de variáveis altamente correlacionadas deve ser evitada (Ooghe et al., (1994); Joos et. al., (1998)). Este problema é, no entanto, difícil de ser contornado já que os estudos que envolvem rácios financeiros enfermam do facto de as grandezas usadas no numerador e no denominador para cálculo das variáveis serem muitas vezes as mesmas (Tucker, (1996)).
- 2) Os modelos de regressão logística revelam-se, ainda, muito sensíveis aos outliers e aos missing values.
- 3) Finalmente, apesar destes modelos não requerem a distribuição normal das variáveis independentes, existem estudos que sugerem que os modelos permanecem sensíveis a casos de extrema não normalidade (Mcleay & Omar, (2000)).

Em suma, desde a crise financeira dos anos 30 nos Estados Unidos da América, os estudos relacionados com a predição do insucesso empresarial têm-se multiplicado. As consequências nefastas que decorrem desta problemática justificam a dimensão e diversidade das investigações existentes, às quais geralmente se encontram associados modelos estatísticos que permitem antecipar e prevenir tais consequências.

Efetivamente, ao longo das últimas décadas, inúmeras técnicas e modelos estatísticos foram criados com o intuito de serem usados pelos diversos utilizadores da informação financeira das empresas como uma espécie de “escudo” de proteção perante um previsível cenário de falência. As técnicas de excelência, isto é, aquelas que, ao longo dos anos, têm sido mais comumente utilizadas pelos investigadores são o da análise discriminante multivariada e o da regressão logística. Não obstante o poder preditivo de tais técnicas, considerando a permanente pertinência da problemática do insucesso empresarial, é expectável o constante desenvolvimento de novos estudos baseados em técnicas novas, inovadoras e promissoras em termos de capacidade de predição de insolvências.

Em sintonia com o referencial teórico agora apresentado, são as seguintes as hipóteses de investigação a testar no presente estudo:

Hipótese 1) Os rácios financeiros agrupados por dimensões de análise económico-financeira empresarial influenciam as taxas de insolvência setorial.

Hipótese 2) O contexto macroeconómico influencia as taxas de insolvência empresarial.

De salientar que a hipótese 1 anteriormente mencionada, é medida em função da análise de rácios representativos das cinco dimensões de análise económico-financeira empresarial que compõe este estudo: liquidez (H1a), rentabilidade (H1b), endividamento (H1c), solvabilidade (H1d) e atividade (H1e).

Capítulo 3: Metodologia

Neste capítulo é descrito, de forma sucinta, tudo aquilo que se encontra relacionado com os dados utilizados neste estudo, desde a sua origem até à constituição da amostra final que integra a regressão logística (amostra de modelização). Adicionalmente são apresentadas as técnicas utilizadas para estimação do modelo estatístico. A secção está dividida em três partes: num primeiro momento é feita referência à amostra, apresentadas as bases de dados utilizadas para obtenção da informação e explicado o tratamento de dados; numa segunda fase é efetuada uma breve descrição das variáveis explicativas e sinais esperados para cada uma delas; por último são apresentadas as técnicas de estimação aplicadas.

3.1. Amostra

Informa D&B – taxas de insolvência das empresas portuguesas

A Informa D&B é a empresa líder no mercado de informação para negócios, cuja atividade consiste em recolher informação de marketing, económica e financeira sobre empresas e disponibilizar *online* vários produtos, serviços e soluções de informação sobre a maior base de dados nacional e internacional. Anualmente, a Informa D&B disponibiliza um estudo denominado “Barómetro Empresarial Anual” onde consta informação acerca da demografia das empresas portuguesas em determinado ano e evolução face ao ano transato. A título exemplificativo, constam destes estudos números relativos a constituições, dissoluções, insolvências, tecido empresarial e análises por distrito, por setor de atividade, entre outros.

No contexto do presente trabalho, foram recolhidos dos “Barómetros Empresariais Anuais” da Informa D&B os dados relativos ao número processos de insolvência empresarial iniciados em Portugal no período em análise, assim como a constituição do tecido empresarial português para esse mesmo período. Os dados foram recolhidos por setor de atividade, cujos escalões são um agrupamento Informa D&B. Com esta informação, foi possível calcular o rácio que permite aferir a percentagem de empresas que, em cada setor de atividade, inicia um processo de insolvência em determinado ano face ao número total de empresas nesse setor.

Na tabela 1 encontram-se expostos os dados relativos às taxas de insolvência setorial para os cinco períodos em análise:

Tabela 1 – Taxas de insolvência setorial

| Setor de atividade | Insolvências 2008 | Tecido empresarial 2008 | Taxa insolvências 2008 | Insolvências 2009 | Tecido empresarial 2009 | Taxa insolvências 2009 |
|-------------------------------------|-------------------|-------------------------|------------------------|-------------------|-------------------------|------------------------|
| AGRICULTURA, PECUÁRIA, PESCA E CAÇA | 17 | 11814 | 0,1439% | 17 | 12249 | 0,1388% |
| INDÚSTRIAS EXTRACTIVAS | 12 | 1218 | 0,9852% | 16 | 1218 | 1,3136% |
| INDÚSTRIAS TRANSFORMADORAS | 776 | 53183 | 1,4591% | 1095 | 53781 | 2,0360% |
| GÁS, ELECTRICIDADE E ÁGUA | 3 | 1737 | 0,1727% | 6 | 1843 | 0,3256% |
| CONSTRUÇÃO | 525 | 61782 | 0,8498% | 668 | 62790 | 1,0639% |
| TRANSPORTES | 137 | 22920 | 0,5977% | 162 | 23055 | 0,7027% |
| ALOJAMENTO E RESTAURAÇÃO | 102 | 37509 | 0,2719% | 147 | 38891 | 0,3780% |
| GROSSISTA | 467 | 46742 | 0,9991% | 513 | 47280 | 1,0850% |
| RETALHISTA | 395 | 75266 | 0,5248% | 580 | 76724 | 0,7560% |
| ACTIVIDADES FINANCEIRAS | 0 | 6679 | 0,0000% | 0 | 7170 | 0,0000% |
| ACTIVIDADES IMOBILIARIAS | 62 | 28451 | 0,2179% | 83 | 29446 | 0,2819% |
| TELECOMUNICAÇÕES | 21 | 5270 | 0,3985% | 18 | 5654 | 0,3184% |
| SERVIÇOS | 218 | 131502 | 0,1658% | 311 | 138120 | 0,2252% |
| N.D. | 0 | 3133 | 0,0000% | 0 | 2953 | 0,0000% |
| | 2735 | 487206 | 0,5614% | 3616 | 501174 | 0,7215% |

| Setor de atividade | Insolvências 2010 | Tecido empresarial 2010 | Taxa insolvências 2010 | Insolvências 2011 | Tecido empresarial 2011 | Taxa insolvências 2011 |
|-------------------------------------|-------------------|-------------------------|------------------------|-------------------|-------------------------|------------------------|
| AGRICULTURA, PECUÁRIA, PESCA E CAÇA | 42 | 12417 | 0,3382% | 46 | 12454 | 0,3694% |
| INDÚSTRIAS EXTRACTIVAS | 15 | 1196 | 1,2542% | 14 | 1111 | 1,2601% |
| INDÚSTRIAS TRANSFORMADORAS | 1048 | 53367 | 1,9638% | 999 | 51147 | 1,9532% |
| GÁS, ELECTRICIDADE E ÁGUA | 8 | 1915 | 0,4178% | 11 | 1942 | 0,5664% |
| CONSTRUÇÃO | 831 | 62125 | 1,3376% | 985 | 59294 | 1,6612% |
| TRANSPORTES | 143 | 22872 | 0,6252% | 182 | 22237 | 0,8185% |
| ALOJAMENTO E RESTAURAÇÃO | 189 | 39674 | 0,4764% | 256 | 39041 | 0,6557% |
| GROSSISTA | 537 | 47399 | 1,1329% | 587 | 44480 | 1,3197% |
| RETALHISTA | 592 | 77181 | 0,7670% | 762 | 74583 | 1,0217% |
| ACTIVIDADES FINANCEIRAS | 0 | 7840 | 0,0000% | 0 | 8442 | 0,0000% |
| ACTIVIDADES IMOBILIARIAS | 106 | 29881 | 0,3547% | 129 | 28943 | 0,4457% |
| TELECOMUNICAÇÕES | 26 | 5924 | 0,4389% | 29 | 6360 | 0,4560% |
| SERVIÇOS | 369 | 144125 | 0,2560% | 468 | 148149 | 0,3159% |
| N.D. | 0 | 16 | 0,0000% | 0 | 7 | 0,0000% |
| | 3906 | 505932 | 0,7720% | 4468 | 498190 | 0,8968% |

Tabela 1 – Taxas de insolvência setorial (continuação)

| Setor de atividade | Insolvências 2012 | Tecido empresarial 2012 | Taxa insolvências 2012 |
|-------------------------------------|-------------------|-------------------------|------------------------|
| AGRICULTURA, PECUÁRIA, PESCA E CAÇA | 53 | 12988 | 0,4081% |
| INDÚSTRIAS EXTRACTIVAS | 13 | 1031 | 1,2609% |
| INDÚSTRIAS TRANSFORMADORAS | 1201 | 48994 | 2,4513% |
| GÁS, ELECTRICIDADE E ÁGUA | 12 | 1973 | 0,6082% |
| CONSTRUÇÃO | 1286 | 55113 | 2,3334% |
| TRANSPORTES | 253 | 21537 | 1,1747% |
| ALOJAMENTO E RESTAURAÇÃO | 388 | 38329 | 1,0123% |
| GROSSISTA | 750 | 42615 | 1,7599% |
| RETAILHISTA | 977 | 71539 | 1,3657% |
| ACTIVIDADES FINANCEIRAS | 0 | 8610 | 0,0000% |
| ACTIVIDADES IMOBILIARIAS | 225 | 28231 | 0,7970% |
| TELECOMUNICAÇÕES | 36 | 6684 | 0,5386% |
| SERVIÇOS | 652 | 150179 | 0,4341% |
| N.D. | 0 | 17 | 0,0000% |
| | 5846 | 487840 | 1,1983% |

Fonte: Informa D&B

SABI – rácios económico-financeiros

A SABI é uma base de dados disponibilizada, via internet, pela *Bureau van Dijk Electronic Publishing*, pela Coface MOPE e pela Informa. Nela estão contidas indicadores económico-financeiros oriundos das demonstrações financeiras das empresas portuguesas e espanholas, rácios que são possíveis calcular a partir desses indicadores e informação de outras naturezas, nomeadamente, de natureza demográfica.

Da referida base de dados foram recolhidos rácios e indicadores económico-financeiros necessários ao cálculo dos rácios que incorporam o presente estudo como variáveis explicativas no modelo de regressão logística. Essa recolha foi limitada às empresas que integram o tecido empresarial português, sendo que tais empresas (e respetivos dados) foram agrupadas por setor de atividade, conforme a seguir enunciado.

Classificação das Atividades Económicas, Revisão 3 (CAE-Rev.3)

A CAE Rev.3, aprovada pelo Decreto-Lei n.º381/2007, de 14 de Novembro, e harmonizado com a Nomenclatura das Atividades Económicas na Comunidade Europeia (NACE), constitui o quadro comum de classificação de atividades económicas em Portugal. Este encontra-se estruturado em duas partes: uma alfabética, com um só nível, que se designa de Secção, e outra, numérica, com quatro níveis de detalhe, que se designam por Divisão, Grupo, Classe e Subclasse.

Para efeitos de recolha de informação da base de dados SABI, foi necessário agrupar as empresas com base no segundo nível de detalhe da parte numérica da CAE Rev.3 (Grupo), para assim efetuar o adequado *matching* entre esta informação (relativa às variáveis explicativas) e a informação proveniente do agrupamento Informa D&B (relativa à variável dependente).

A tabela 2 apresenta o exposto de forma sistematizada:

Tabela 2 – Matching de dados entre base de dados SABI e Informa D&B

| Informa D&B | SABI | |
|-------------------------------------|--------|---------|
| | Secção | Grupo |
| AGRICULTURA, PECUÁRIA, PESCA E CAÇA | A | 01 a 03 |
| INDÚSTRIAS EXTRATIVAS | B | 05 a 09 |
| INDÚSTRIAS TRANSFORMADORAS | C | 10 a 33 |
| GÁS, ELETRICIDADE E ÁGUA | D + E | 35 a 39 |
| CONSTRUÇÃO | F | 41 a 43 |
| TRANSPORTES | H | 49 a 53 |
| ALOJAMENTO E RESTAURAÇÃO | I | 55 e 56 |
| GROSSISTA | G | 46 |
| RETAILHISTA | G | 45 e 47 |
| ATIVIDADES FINANCEIRAS | K | 64 a 66 |
| ATIVIDADES IMOBILIARIAS | L | 68 |
| TELECOMUNICAÇÕES | J | 58 a 63 |
| SERVIÇOS | S | 69 a 96 |
| N.D. | n/a | n/a |

Fonte: própria

Instituto Nacional de Estatística – Variáveis macroeconómicas

Com o objetivo de investigar a existência de uma possível conexão entre os níveis de insolvência setorial das empresas portuguesas e outro tipo de indicadores de natureza não micro (i.e., que não rácios económico-financeiros calculados com base na informação contida nas demonstrações financeiras das empresas), foram introduzidos no presente estudo um conjunto de indicadores macroeconómicos que, de acordo com as suas características, se espera que impactem nos referidos níveis de insolvência. Tais indicadores foram recolhidos das bases de dados do INE, órgão oficial encarregado de recompilar as estatísticas demográficas, sociais e económicas, além de planificar, levantar e analisar os censos demográficos e desenvolver os índices de preços para estudos macroeconómicos, entre outros.

Tratamento de dados

Inicialmente e, antes do cálculo dos rácios financeiros propriamente ditos, foi efetuado o tratamento inicial de dados com o objetivo de eliminar informação, de certa forma ilógica, perturbadora ou desnecessária à problemática em estudo e, por conseguinte, ganhar maior sensibilidade aos dados.

Neste sentido, optou-se por eliminar da amostra as empresas pertencentes aos setores de atividade¹⁰ A (Agricultura, Pecuária, Pesca e Caça), B (Indústrias extrativas) e K (Atividades financeiras). Nos primeiros dois casos, tal exclusão prende-se com a natureza peculiar das atividades em questão e, no último caso, com a inobservância de insolvências no setor de atividade em causa.

No que concerne ao possível enviesamento de resultados que pode provir da existência de *missing values*, tendo em consideração que no presente estudo os dados são utilizados de forma agregada (médias, medianas, etc), este é, desde logo, um não problema, pelo que nada foi necessário fazer a respeito.

No que respeita ao tratamento dos *outliers*¹¹, ou seja, dos valores discrepantes ou atípicos em relação a cada um dos rácios candidatos a variáveis, optou-se por eliminar da amostra as empresas cuja dimensão¹² se encontrava nos pontos extremos da distribuição (dimensão abaixo do percentil 0,5 % à esquerda e acima do percentil 99,5% à direita). O objetivo deste procedimento foi o de homogeneizar o mais possível os dados em apreciação, evitando, por um lado, apresentar estatísticas descritivas que estejam desfasadas da realidade em estudo, e, por outro, retirar conclusões menos precisas em relação ao problema aqui teorizado.

¹⁰ Agrupamento Informa D&B.

¹¹ Existem vários procedimentos para tratamento dos *outliers* como sejam a eliminação completa dessas observações, a substituição dos seus valores pela média da variável em causa, a substituição por valores de uma regressão ou a winsorização, que elimina, de forma ordenada, um número igual de observações em cada lado da distribuição.

¹² Medida pela variável TA – *total assets*.

Posteriormente, com base na informação recolhida da base de dados SABI, procedeu-se à escolha e cálculo dos rácios económico-financeiros e variáveis macroeconómicas que integram este estudo. A escolha de uma significativa parte dos rácios teve como pano de fundo a revisão da literatura, onde se procurou identificar os indicadores financeiros mais relevantes para a predição da insolvência de uma empresa. As variáveis macroeconómicas e demais rácios económico-financeiros foram selecionados com base nas suas características e popularidade, tendo sido obtidos por pesquisa em livros na área da análise financeira.

Após o tratamento de dados anteriormente mencionado, obteve-se uma amostra de modelização composta por 1.602.431 observações (empresas x anos), 10 setores e 5 anos, que possibilita a utilização de dados em painel, com um total de 50 observações (10 setores x 5 anos).

3.2. Variáveis – definição e sinais esperados

A variável dependente é aquela que tanto pode ser afetada como explicada pelas variáveis independentes com as quais se relaciona. No presente estudo, esta variável tem por base a percentagem de empresas portuguesas que decretou insolvência num determinado ano e setor de atividade.

As variáveis independentes são aquelas que, de certa forma, influenciam ou explicam o comportamento da variável dependente. No que respeita a estas variáveis, a maioria dos estudos de previsão de insolvência começa por assentar numa bateria mais vasta de rácios financeiros candidatos a variáveis – que são frequentemente escolhidos de acordo com a sua popularidade na literatura – e termina com a seleção de um conjunto mais reduzido. Pese embora seja possível constatar que esta forma de seleção de variáveis pode levar ao enviesamento de resultados, decorrente da manipulação (por parte dos gestores) a que os rácios mais populares estão habitualmente sujeitos, no presente trabalho recorreu-se a um método similar para selecionar os rácios económico-financeiros que compõe o modelo estimado.

No final de contas, foram selecionadas 7 variáveis de natureza quantitativa (rácios económico-financeiros) e 1 variável macroeconómica. A sua fórmula de cálculo encontra-se patenteada no Quadro 3, do Anexo 1. Na escolha de tais variáveis predictoras das taxas de insolvência das empresas em Portugal procurou-se captar as várias dimensões de análise económico-financeira empresarial: liquidez, rentabilidade, endividamento (ou estrutura), solvabilidade e atividade (ou funcionamento). Desta forma, foram eleitos 1 rácio de liquidez, 2 de rentabilidade, 2 de endividamento, 1 de solvabilidade e 1 de atividade.

As variáveis independentes do modelo estimado no presente trabalho são, então, as seguintes:

Rácios económico-financeiros

- TUST – A variável conhecida na terminologia anglo-saxónica por *stock turnover* é um rácio de atividade que funciona como um indicador da eficiência com que uma empresa consegue transformar as suas existências em vendas. Se este rácio é elevado tal pode significar que a empresa está a gerir de forma eficiente os seus *stocks*, ou seja, que está a aproveitar muito bem os investimentos que realizou.
- END – Esta variável de endividamento, ao comparar as componentes do passivo e capital próprio, tem por objetivo revelar o grau de dependência da empresa face a capitais alheios. Assim sendo, quanto maior este rácio, maior a vulnerabilidade da empresa.
- PAS_CAPP – A variável de alavancagem é um rácio de endividamento que compara o passivo com o capital próprio da empresa. Quanto maior este rácio, maior a dependência da empresa perante capitais alheios e, por conseguinte, maior sua a vulnerabilidade.
- RLIQ – A variável conhecida na terminologia anglo-saxónica por *liquidity ratio*, é um rácio de liquidez que mede a capacidade de uma empresa pagar as suas dívidas de curto prazo. Valores superiores a 1 configuram situações favoráveis já que

evidenciam que a empresa está apta a suprir as suas obrigações recorrendo aos ativos de curto prazo.

- RFIN – A variável rentabilidade financeira é, como o próprio nome indica, um rácio de rentabilidade que mede a eficiência com que os capitais investidos são utilizados e geram retornos para a empresa. Este rácio compara, pois, os resultados do exercício com os fundos próprios investidos, pelo que quanto mais elevado for, maior a capacidade da empresa em gerar lucros oriundos de meios próprios.
- PRMG – A variável conhecida na terminologia anglo-saxónica por *profit margin*, é um rácio de rentabilidade que compara os resultados de um período com o volume de negócios desse mesmo período. Quanto maior este rácio, maior a eficiência com que a empresa executa a sua atividade operacional.
- LIQSH – A variável conhecida na terminologia anglo-saxónica por *shareholders liquidity ratio*, é um rácio de solvabilidade que compara os capitais investidos com o passivo fixo da empresa. Valores mais elevados deste rácio denotam um maior grau de autonomia e independência financeira da empresa face a terceiros.

Indicadores macroeconómicos¹³

- PRODUTO INTERNO BRUTO (PIB) – representa a soma (em valores monetários) de todos os bens e serviços finais produzidos numa determinada região durante um período determinado. O PIB é um dos indicadores mais utilizados na macroeconomia com o objetivo de quantificar a atividade económica de uma região.

Tendo em consideração as definições das variáveis anteriormente mencionadas, são os seguintes os sinais esperados para cada uma delas:

¹³ A informação relativa aos indicadores macroeconómicos é baseada no PIB a preços de mercado na ótica da despesa, estando excluídos os efeitos decorrentes da inflação (preços constantes).

Tabela 3 – Sinais esperados

| Variáveis | Sinais esperados |
|-----------|------------------|
| TUST | - |
| END | + |
| PAS_CAPP | + |
| RLIQ | - |
| PRMG | - |
| RFIN | - |
| LICSH | - |
| PIB | - |

Fonte: própria

3.3. Técnicas de estimação

Segundo Hair et al. (2009) a análise multivariada de dados diz respeito a todas as técnicas estatísticas que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre indivíduos ou objetos sob investigação. Por outras palavras, a análise multivariada de dados consiste em avaliar, conjuntamente, num único modelo, o efeito das variáveis independentes selecionadas sobre a variável de resposta ou variável que se pretende explicar. Assim, qualquer análise simultânea de mais do que duas variáveis pode ser considerada, a princípio, como multivariada.

Pese embora exista um vasto conjunto de técnicas estatísticas assentes numa análise multivariada¹⁴, o presente trabalho foca-se apenas na regressão logística, por se considerar ser uma técnica estatística apropriada para modelar o problema em investigação, não obstante a importância e contributos das demais técnicas estatísticas existentes, nomeadamente da análise discriminante multivariada.

¹⁴ Hair et al. (2009) assinalam onze tipos de análise multivariada: análise de componentes principais e análise do fator comum; regressão múltipla e correlação múltipla; análise discriminante; análise de variância e co-variância multivariada; conjoint analysis; correlação canónica; análise de clusters; ordenação multidimensional; análise de correspondência; regressão logística; e modelos de equações estruturais.

Regressão Logística

O modelo *logit* baseia-se na função logística, a qual surgiu em 1945 ligada a problemas de crescimento demográfico tendo, a partir dos anos 60, começado a ser aplicada a problemas de natureza social e económica. (Ribeiro, Sónia (2011)).

Segundo Hair et al. (2009) a regressão logística é uma forma particular de regressão na qual a variável dependente é não métrica. A variável dependente é então inserida através do uso de uma variável *dummy* (dicotómica ou binária) que assume o valor 1 para indicar a observância de um determinado atributo. Esta técnica estatística tem como objetivo produzir, a partir de um conjunto de observações, um modelo que permita a predição de valores tomados por uma variável categórica, a partir de uma série de variáveis explicativas contínuas e/ou binárias. Este tipo de regressão revela-se útil para modelar problemas que consistem em determinar a probabilidade de um evento ocorrer como função de outros fatores.

A regressão logística é equivalente à análise discriminante de dois grupos. Lo (1986) refere, no entanto, que modelo *logit* é mais robusto que a análise discriminante multivariada uma vez que este é aplicável a outras distribuições que não a normal. Outra das vantagens que esta técnica apresenta relativamente à anterior é a de permitir a inclusão de variáveis qualitativas ou não métricas nas variáveis explicativas, possibilitando a utilização de informação não financeira – facto que é comprovadamente importante para o incremento da capacidade preditiva dos modelos de previsão de insolvência (Lehmann (2003) e Grunet et. al. (2004)).

O principal objetivo da regressão logística é, então, o de expressar uma função estatística multivariada que, com base nas variáveis independentes utilizadas, seja capaz de classificar e prever a que grupo pertence determinado objeto e o impacto de cada variável explicativa nesse efeito.

De acordo com Gujarati (2000) a função de distribuição logística é dada pela seguinte expressão:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i + \varepsilon_i$$

Onde:

Z_i – representa a variável dependente;

β_i – coeficientes da regressão;

X_i – representa as variáveis independentes;

ϵ_i – termo de erro estocástico.

Para determinados valores das variáveis independentes do indivíduo i a regressão logística calcula diretamente a probabilidade condicional de Z_i ser igual a 1 (probabilidade de um acontecimento ocorrer), podendo esta ser representada pela seguinte fórmula:

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

A aplicação do modelo *logit* à temática da previsão da insolvência requer quatro etapas: (1) Em primeiro lugar, calculam-se os rácios financeiros, (2) Em segundo lugar, cada rácio é multiplicado pelo respetivo coeficiente resultante da estimação, o qual pode ser positivo ou negativo, (3) Em terceiro lugar, os valores resultantes são adicionados (Z), e, finalmente, (4) a probabilidade de falência de uma empresa é calculada como o inverso de $(1 + e^{-z})$ (Stickney, (1996)).

A regressão logística é atualmente a técnica estatística mais utilizada na modelação de problemas de insolvência já que se apresenta mais robusta relativamente a outras técnicas (Henley (1995), Yobas e Ross (2000)).

Atendendo a todos os aspetos acima referidos considera-se que o modelo de regressão logística é indicado para a realização do presente estudo.

Particularidades de aplicação da regressão logística ao caso em concreto

Os dados desta investigação, em relação ao acontecimento de insolvência / não insolvência, são agrupados por classes, não se dispondo de informação ao nível individual (da empresa). Assim temos por setor (10 macro setores) a proporção de empresas que decretaram insolvência, sendo cada uma das proporções um estimador consistente quando cada grupo aumenta arbitrariamente (Pindyck e Rubinfeld, 1998).

Para estimar o modelo explicativo das taxas de insolvência por grupos (os setores de atividade) pode-se usar então o método dos mínimos quadrados e a equação linear seguinte (e conforme a aplicação para observações individuais do modelo LOGIT) que tem como variável dependente as proporções estimadas para cada grupo:

$$\text{Ln}\left(\frac{\hat{P}_i}{1-\hat{P}_i}\right) = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i$$

Uma vez que a proporção usada na variável dependente é uma estimativa e não Pi (o valor referente à população) não se deve aplicar o método OLS, pois a variância dos termos de perturbação não é constante. Assim é recomendada a utilização do WLS – *Weighted Least Squares* (método dos Mínimos Quadrados Ponderado) com correção do desvio-padrão e uso do ponderador respetivo (w_i) em cada uma das variáveis e observações.

A variância e o respetivo ponderador podem ser expressos como (Kmenta (1990) e Pindyck e Rubinfeld (1998)):

$$s_i^2 = \frac{1}{n_i \hat{P}_i (1-\hat{P}_i)}; \quad w_i = \frac{1}{s_i}$$

(em que n_i é o efetivo de cada grupo (setor de atividade), podendo então ser usados para transformar as variáveis e proceder-se à estimação por mínimos quadrados.

Analisada que está a metodologia, segue-se no próximo capítulo a apresentação dos resultados multivariados deste estudo.

Capítulo 4 - Resultados

Procede-se neste capítulo à estimação¹⁵ e análise dos modelos explicativos das taxas de insolvência setoriais. Apresenta-se, em primeiro lugar, a estimação do modelo com rácios económico-financeiros e sem variáveis macroeconómicas, mas com efeitos fixos temporais e seccionais e, em seguida, a estimação de um modelo com a consideração explícita (agora sem efeitos fixos temporais individuais) das variáveis macroeconómicas e dos rácios económico-financeiros.

Para o estudo e avaliação da significância estatística das variáveis explicativas (rácios económico-financeiros) propostas conforme a revisão da literatura discutida, começou-se por seleccionar um grupo inicial de variáveis, atendendo ao elevado número de variáveis do quadro inicial (bateria de 20 rácios, conforme Quadro 3 do Anexo 1). Utilizou-se a análise em componentes principais (ACP) em cada um dos grupos de rácios (liquidez, rentabilidade, endividamento, solvabilidade e atividade).

O método ACP (Hair et al. (2008)) calcula as componentes principais como combinações lineares das variáveis explicativas (os rácios), propondo novas variáveis de síntese, as “componentes principais”, que são hierarquizadas e independentes. Hierarquizadas, pois a primeira componente é calculada de forma a maximizar a variância total do quadro inicial de dados, a segunda componente procede da mesma forma, mas dada a variância já captada pela primeira componente, e assim sucessivamente. As componentes são calculadas garantindo que não são correlacionadas entre si, o que justifica neste estudo a sua utilização, pois as componentes além de hierarquizadas são complementares no que respeita à informação incluída. Em relação a cada componente é escolhida a variável que exhibe o maior coeficiente (e também correlação). Assim, a variável é representativa dessa componente. Para escolher o número de componentes principais tidas como relevantes usa-se o critério do valor próprio superior a 1, como é habitual na literatura (Hair et al. (2008)).

¹⁵ Utilizou-se o *software* Eviews para estimação dos modelos.

Neste caso o número de componentes selecionadas é 7 (componentes com valor próprio superior a 1, conforme Anexo 1), escolhendo-se então 7 variáveis, uma por componente, como o conjunto inicial de regressão. O método determinou a escolha das seguintes 7 variáveis: TUST, END, PAS_CAPP, RLIQ, PRMG, RFIN e LICSH, que são as variáveis explicativas incluídas no modelo inicial (ver Anexo 1) estimado por WLS – Weighted Least Squares.

Nas estimações efetuadas segue-se o método dos mínimos quadrados ponderados atendendo a que as taxas de insolvência são relativas a grupos setoriais, portanto os dados são percentagens de empresas insolventes, o que implica que os termos de perturbação são heteroscedásticos. A ponderação seguida é a utilizada na literatura científica – veja-se Kmenta (1990) ou Pindyck, Rubinfeld (1998).

De seguida, procedeu-se à eliminação progressiva das variáveis explicativas não significativas tendo-se selecionado como variáveis estatisticamente significativas¹⁶: TUST, END, RLIQ E RFIN (ver Anexo 1).

Atendendo a que o coeficiente esperado do endividamento (END) é positivo, pois maior endividamento implica maior insolvência (coeficiente esperado positivo), procedeu-se à eliminação desta variável (pois tem coeficiente estimado negativo)¹⁷ e considerou-se em alternativa a variável, PAS_CAPP (que é aliás a variável mais importante associada à segunda componente principal). Adicionaram-se, ainda, algumas variáveis *dummy* para captar erros específicos excecionais relativos a certos setores de atividade e anos específicos. O modelo estimado resultante é o seguinte:

¹⁶ Significância a 5% nesta análise e noutras, quando nada se disser em contrário.

¹⁷ Veja-se que a fórmula de cálculo da variável END é um pouco complexa, o que pode explicar o facto de ter um coeficiente estimado diferente do estimado.

Quadro 1 – Modelo de insolvências: com rácios e estimação WLS com efeitos fixos (seccionais e temporais)

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|---------------------------------------|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| C | -42.24047 | 2.853677 | -14.80212 | 0.0000 |
| TUST | -0.024548 | 0.006210 | -3.952820 | 0.0005 |
| PAS_CAPP | 0.002674 | 0.001655 | 1.615254 | 0.1175 |
| RLIQ | -0.069851 | 0.016132 | -4.330010 | 0.0002 |
| RFIN | -0.067166 | 0.011602 | -5.789254 | 0.0000 |
| CAE="C" AND YR=2012 | 5.392821 | 2.163264 | 2.492909 | 0.0189 |
| CAE="H" AND YR=2012 | 9.493158 | 2.286579 | 4.151686 | 0.0003 |
| CAE="L" AND YR=2012 | -6.173431 | 2.356853 | -2.619354 | 0.0141 |
| CAE="C" AND YR=2009 | -6.492721 | 2.092894 | -3.102270 | 0.0044 |
| Effects Specification | | | | |
| Cross-section fixed (dummy variables) | | | | |
| Period fixed (dummy variables) | | | | |
| R-squared | 0.998973 | Mean dependent var | -82.21341 | |
| Adjusted R-squared | 0.998203 | S.D. dependent var | 39.51554 | |
| S.E. of regression | 1.675019 | Akaike info criterion | 4.169707 | |
| Sum squared resid | 78.55927 | Schwarz criterion | 5.010998 | |
| Log likelihood | -82.24269 | Hannan-Quinn criter. | 4.490075 | |
| F-statistic | 1297.260 | Durbin-Watson stat | 1.840951 | |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | | |

Fonte: própria

Note-se que os coeficientes estimados têm o sinal correto e que as taxas de insolvências setoriais são reduzidas pela capacidade dos *stocks* se convertem em vendas (TURN), pela diminuição da alavancagem (PAS_CAPP) e pelo aumento dos rácios de liquidez (RLIQ) e da rentabilidade financeira (RFIN).

As variáveis são estatisticamente significativas para o nível de significância (erro tipo I) de 5 %, com exceção de PAS_CAPP que é significativa apenas a 10 % em teste unilateral.

As variáveis de controlo remetem para que alguns setores tiveram em 2012 um ano difícil com aumento das taxas de insolvências o que pode ser explicado pela crise da dívida soberana portuguesa (indústrias transformadora e de transportes). Também o ano de 2009 tem impacto negativo excepcional na indústria transformadora.

Os modelos são estimados considerando efeitos fixos seccionais e temporais, ou seja tem-se em atenção o efeito estrutural individual por cada setor e também por cada ano (Anexo 1).

Depois deste primeiro modelo que foi estimado com efeitos temporais, procedeu-se á explicação da evolução temporal da atividade económica, muito marcada para os anos em análise pela crise financeira portuguesa e mundial, tendo-se – em vez dos efeitos fixos anuais individuais – utilizado a informação macroeconómica¹⁸ para dar conta das flutuações e efeitos sofridos que são comuns a todos os setores e suas empresas. Mantiveram-se, no entanto, os efeitos seccionais setoriais atendendo a que são diferentes unidades económicas com especificidades próprias.

A metodologia de análise foi semelhante, tendo-se começado pelo conjunto de variáveis selecionadas pela ACP, seguindo-se a eliminação sequencial, uma a uma, das variáveis não significativas (eliminação *backward*). O conjunto de variáveis significativas no final desta eliminação sequencial foi: TUST, END, PAS_CAPP, RLIQ, PRMG. Mais uma vez, o modelo verificava o sinal incorreto para a variável END, pelo que foi eliminada, tendo-se incluído as variáveis *dummy* para controlo de efeitos excecionais. O modelo estimado final é o seguinte:

¹⁸ Analisou-se um conjunto de indicadores macroeconómicos, como por exemplo, o PIB, a procura interna e o consumo final, em nível e em taxa de variação e a valores nominais e reais. O PIB real foi o indicador que proporcionou melhores resultados.

**Quadro 2 – Modelo de insolvências: com rácios e taxa de crescimento do PIB
(estimação WLS com efeitos seccionais fixos)**

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|---------------------------------------|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| C | -48.89592 | 3.553601 | -13.75954 | 0.0000 |
| TUST | -0.057065 | 0.005375 | -10.61728 | 0.0000 |
| PAS_CAPP | 0.003837 | 0.002358 | 1.626899 | 0.1133 |
| PIB REAL | -0.130682 | 0.037290 | -3.504438 | 0.0013 |
| CAE="C" AND YR=2012 | 7.412622 | 3.154009 | 2.350222 | 0.0249 |
| CAE="H" AND YR=2012 | 8.087137 | 3.047487 | 2.653707 | 0.0122 |
| CAE="L" AND YR=2012 | -14.10001 | 2.882588 | -4.891443 | 0.0000 |
| CAE="C" AND YR=2009 | -6.830514 | 3.041167 | -2.246018 | 0.0315 |
| Effects Specification | | | | |
| Cross-section fixed (dummy variables) | | | | |
| R-squared | 0.997184 | Mean dependent var | -82.21341 | |
| Adjusted R-squared | 0.995818 | S.D. dependent var | 39.51554 | |
| S.E. of regression | 2.555271 | Akaike info criterion | 4.978678 | |
| Sum squared resid | 215.4705 | Schwarz criterion | 5.628766 | |
| Log likelihood | -107.4670 | Hannan-Quinn criter. | 5.226235 | |
| F-statistic | 730.3201 | Durbin-Watson stat | 1.718717 | |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | | |

Fonte: própria

As variáveis (rácios) significativas selecionadas são TUST e PAS_CAPP (sendo a segunda significativa apenas a 10 % em teste unilateral) e ainda a taxa de crescimento do PIB em termos reais (taxa descontadas da inflação) que varia anualmente influenciando os setores de atividade como um todo. O coeficiente é estatisticamente significativo e negativo, pelo que o crescimento do PIB diminui as taxas de insolvência setoriais.

Mais uma vez os rácios da rotação de *stocks*, pelo aumento, e da alavancagem, pela diminuição, influenciam as taxas de insolvência setoriais como no modelo anterior, denotando-se uma menor importância estatística na variável de alavancagem financeira. O modelo considerado é, globalmente, estatisticamente significativo.

Os efeitos seccionais (dos setores de atividade) estimados deste segundo modelo, com efeitos macroeconómicos para captar a evolução anual, apresentam um perfil semelhante aos efeitos do modelo anterior (ver Anexo 1).

Capítulo 5 – Conclusões

Num panorama de crise financeira nacional e mundial e de severas políticas de austeridade como aquelas que o país tem vindo a deparar ao longo dos últimos anos, é inevitável que se verifiquem repercussões nefastas no seio da realidade empresarial, com inúmeras empresas a enfrentar situações de insolvência e, em muitos casos, de falência jurídica. Ora, considerando a magnitude das partes que, de um ou outro modo, se relacionam com uma empresa, é facilmente constatável que os impactos decorrentes de uma situação de insucesso empresarial podem ser avassaladores aos mais diversos níveis.

Esta temática reveste uma importância de tal ordem que, ao longo das últimas décadas, têm surgido inúmeros trabalhos e estudos que se debruçam sobre a problemática do insucesso empresarial, com o objetivo de perceber as suas condicionantes e, por conseguinte, permitir uma atuação preventiva das partes interessadas.

É neste contexto que o presente trabalho surge com o objetivo de tentar perceber quais os indicadores económico-financeiros e macroeconómicos que mais impactam nos níveis de insolvência setorial das empresas portuguesas.

Com tal desiderato foram criados dois modelos de previsão de insolvência – um apenas com indicadores económico-financeiros e outro com a inclusão de variáveis macroeconómicas – utilizando dados em painel (setores x anos). A técnica econométrica escolhida para estimação dos modelos foi a regressão logística, por se entender ser a mais apropriada à aplicação ao caso em concreto.

Os resultados alcançados com tais modelos econométricos sugerem a existência de uma relação entre os indicadores económico-financeiros e as variáveis macroeconómicas e os níveis de insolvência setorial das empresas portuguesas, em consonância com os referenciais teóricos em que este estudo se baseia. Não obstante, nem todos os rácios escolhidos inicialmente apresentam a mesma significância e o mesmo poder preditivo.

De um modo geral, verifica-se a existência de uma correlação negativa entre os níveis de insolvência empresarial e os indicadores de liquidez, rentabilidade, atividade, solvabilidade e a variável macroeconómica Produto Interno Bruto (PIB) e uma correlação positiva entre esses mesmos níveis de insolvência e um dos indicadores de endividamento.

Não obstante os resultados obtidos irem ao encontro do que seria expectável e, pese embora se tenha partido de uma razoável bateria de rácios económico-financeiros e variáveis macroeconómicas, poderia ter sido interessante introduzir na análise outro tipo de indicadores económico-financeiros, tais como tempos médios de recebimento e pagamento, grau médio de rotação das existências, entre outros, por forma a efetuar uma análise mais aprofundada e mais detalhada com base em indicadores que, pelo facto de não serem tão populares ou comumente utilizados na literatura, não deixam de poder ter um impacto relevante ao nível da problemática em estudo.

Adicionalmente, alguns autores afirmam que não é claro que um adequado modelo de previsão de insolvência se possa basear exclusivamente em rácios financeiros, tendo demonstrado que os modelos que continham variáveis qualitativas apresentavam um incremento na capacidade de previsão face aos modelos que apenas utilizavam os rácios financeiros (Ohlson (1980); Keasey e Watson (1987)). De facto, ao apenas incluirmos informação financeira neste tipo de modelos estamos implicitamente a assumir que todos os fatores relevantes para o incumprimento estão espelhados nas demonstrações financeiras das empresas. No entanto, existem alguns fatores tais como a experiência da gestão (Lussier (1994)) o nível educacional, a idade e a motivação dos gerentes ou administradores (Lussier (1994); Hall (1994)), a qualidade dos sistemas de apoio à gestão, a concentração de clientes, a dependência de um ou de poucos fornecedores de grande dimensão (Lehmann (2003)), a relação com os bancos (Hall (1994)) que podem influenciar os níveis de insolvência empresarial. Características relacionadas com o conselho de administração (composição e estrutura), tais como, dualidade CEO/Presidente e percentagem de insiders e de outsiders também podem explicar o insucesso empresarial (Elloumi & Gueyié (2002); Sheppard (1994)).

Neste sentido, seria também interessante em futuras investigações introduzir variáveis qualitativas que refletissem, de certa forma, uma vertente mais comportamental ou humana, a qual pode, sem dúvida, condicionar o desempenho e sucesso de uma empresa.

Referências bibliográficas

Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analyses 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 risk of corporations". *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, nr. 1, p. 29-51.

Altman E.I. (1984), "The success of business failure prediction models – An international survey". *Journal of Banking and Finance*, Vol. 8, p. 171-198.

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

Aziz A., Emanuel D.C., Lawson G.H. (1988), "Bankruptcy prediction –An investigation of cash flow based models". *Journal of Management Studies*, Vol. 25, nr. 5, p. 419-437.

Aziz A., Lawson G. (1989), "Cash flow reporting and financial distress models : testing of hypotheses". *Financial Management*, Vol. 18, nr. 1, Spring 1989, p. 55-63.

Balcaen, Sofie e Ooghe, Hubert (2004), "35 Years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems". *Faculteit Economie en Bedrijfskunde*.

Barnes P. (1982), "Methodological implications of non-normality distributed financial ratios". *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 9, nr. 1, Spring 1982, p. 51 - 62.

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

Beaver W. (1967a), "Financial ratios predictors of failure". *Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966, Journal of Accounting Research, Supplement to Vol. 4, p. 71-111*.

Beaver W. (1967b), "Alternative accounting measures as predictors of failure". *American Accounting Association Manuscript Contest for 1967*, p. 113-121.

Becchetti L., Sierra J. (2002), "Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms". *Journal of Banking and Finance*, Vol. 27, p. 2099-2120.

Bilderbeek J. (1973), "Financieel-economische indices ten behoeve van de bedrijfsbeoordeling". *Economisch en Sociaal Tijdschrift*, Jaargang 27, nr 2, April 1973, p. 141-155.

- Bilderbeek J. (1979), "An empirical study of the predictive ability of financial ratios in the Netherlands". *Zeitschrift Für Betriebswirtschaft*, May 1979, p. 388-407.
- Blum M. (1974), "Failing company discriminant analysis". *Journal of Accounting Research*, Vol. 12, nr.1, p. 1-25.
- Brandão, Elísio (2008), *Finanças*, 5.^a Edição.
- Brealey, Richard A., Myers, Stewart C. (1988), *Princípios de finanças empresariais*, 3.ed. Portugal: McGRAW-HILL.
- Charitou, A., L Trigeorgis (2002), "Option based bankruptcy prediction", Working paper, University of Cyprus.
- Dambolena I, Khoury S. (1980), "Ratio stability and corporate failure". *Journal of Finance*, Vol. 33, nr. 4, p. 1017-1026.
- Deakin E. (1972), "A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*", Vol. 10, nr. 1, Spring 1972, p. 167-179.
- Deakin E. (1977), "Business failure prediction: an empirical analysis", p. 72-98. In: Altman, Sametz, 1977, *Financial crisis: institutions and markets in a fragile environment*.
- Edmister R. (1972), "An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, March 1972, p. 1477-1493.
- Elloumi F., Gueyié J.P. (2002), "Ernstige financiële problemen en vennootschappelijk Bestuur", *Finance & Control*, Februar 2002, p. 56-66.
- Fitz Patrick P. A. (1932), "Comparision of the Ratios of Successful Industrial Enterprises With Those of Failed Companies.". The Accountants Publishing Company.
- Gentry J.A., Newbold P., Whitford D.T. (1985), "Predicting bankruptcy: If cash flow's not the bottom line, What is?" *Financial Analysts Journal*, Vol. 41, nr. 5, September/October 1985, p. 47-56.
- Grunet, J. et. al. (2004), "The Role of Non-Financial Factors in Internal Credit Ratings". *Journal of Banking and Finance*, Vol 29 No 2.
- Gujarati, Damodar N. (2005), *Econometria Básica*, Person Makron Books.
- Hair, J. F.et. al. (2009), *Multivariate Data Analysis*, 5th ed. Prentice Hall.
- Hair, Black, Babin, Anderson and Tatham (2010), *Multivariate data analysis*. 7th ed.,Prentice-Hall.

- Hall G. (1994), "Factors distinguishing survivors from failures amongst small firms in the UK construction sector". *Journal of Management Studies*, Vol. 31, nr. 5, September 1994, p. 737-760.
- Henley, W. E. (1995), "Statistical aspects of credit scoring". Dissertation, The Open University, Milton Keynes, UK.
- Joos Ph., Ooghe H., Sierens N. (1998), "Methodologie bij het opstellen en beoordelen van kredietclassificatiemodellen". *Tijdschrift voor Economie en Management*, Vol. 18, nr. 1, p. 1-48.
- Karels G.V., Prakash A.J. (1987), "Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy". *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 14, nr. 4, Winter 1987, p. 573-593.
- Keasey K., Watson R. (1987), "Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: a test of Argenti's hypotheses". *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 14, nr. 3, Autumn 1987, p. 335-354.
- Keasey K., Watson R. (1991), "Financial distress models: a review of their usefulness". *British journal of Management*, Vol. 2, nr. 2, July 1991, p. 89-102.
- Kmenta (1990), *Elements of Econometrics*. Macmillan.
- Laffarga, J. B., Mora, A. E. (1998), Los Modelos de Predicción de la Insolvencia Empresarial: Un análisis Crítico. In A. S. Calvo Flores & D. P. L. García (Eds.), *El Riesgo Financiero de la Empresa*, (pp.11-58). Madrid: A.E.C.A.
- Lehmann B. (2003), "Is it worth the while? The relevance of qualitative information in credit rating". Working Paper presented at the EFMA 2003 Meetings, Helsinki, p. 1-25.
- Lev, B. (1978), *Análisis de estados financieros, un nuevo enfoque*. Madrid: Esic.
- Lízal L. (2002), "Determinants of financial distress: what drives bankruptcy in a transition economy? The Czeck Republic case". William Davidson Working Paper nr. 451, January 2002, p. 1-45.
- Lo, A. W. (1986), "Logit Versus Discriminant Analysis: a Specification Test and Application to Corporate Bankruptcy". *Journal of Econometrics*, 31, 151-178.
- Lussier R.N., Corman J. (1994), "A success vs. Failure prediction model of the manufacturing industry". Paper nr. 48 , Conference of the Small Business Institute Director's Association, San Antonio, Texas, February 1994, p. 1-5.
- Mc Leay S., Omar A. (2000), "The sensitivity of prediction models tot the non-normality of bounded an unbounded financial ratios". *British Accounting Review*, Vol. 32, p. 213 - 230.

- Mossman Ch.E., Bell G.G., Swartz L.M., Turtle H. (1998), "An empirical comparison of bankruptcy models". *The Financial Review*, Vol. 33, nr. 2, p. 35-54.
- Ohlson J. (1980), "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy". *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, nr. 1, Spring 1980, p. 109-131.
- Ooghe H., Joos P., De Vos D., De Bourdeaudhuij C. (1994), "Towards an improved method of evaluation of financial distress models and presentation of their results". Working Paper, January 1994, Department of Corporate Finance, Ghent University, Belgium, 22p.
- Pereira, José, et al. (2007), "Modelos de Previsão do Fracasso Empresarial: Aspectos a considerar", *Revista de Estudos Politécnicos*, Vol. IV, pp. 111-148.
- Ribeiro, Sónia (2011), "Modelos de previsão de incumprimento fiscal através de informação financeira. Empresas da actividade de fabricação de mobiliário de madeira". Faculdade de Economia do Porto.
- Pindyck, Rubinfeld (1998), *Econometric Models and Economic Forecasts*. McGraw-Hill.
- Platt H.D., Platt M.B. (1990), "Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction". *Journal of Business Finance & Accounting*, ol. 17, nr. 1, Spring 1990, p. 31-51.
- Rivaud-Danset, D., Dubocage, E., Salais R. (2001), "Comparison between the financial structure of SMES and that of large enterprises (LES) using the BACH database". European Commission. Directorate General for Economic and Financial Affairs. *Economic Papers*, no. 155.
- Rodriguez, M. L. V. (1994), Utilidad del análisis de ratios para la predicción de la insolvencia empresarial. *Actualidad Financiera*, n.º 34, pp. 699-724.
- Román, I. M., De La Torre, J. M. M. (2002), Una Visión Sectorial del Analisis del Riesgo de Insolvencia. Aplicación a la Situación de la Empresa Media Andaluza. In *Ensayos Científicos sobre Contabilidad* (677-685), Universidad de Málaga.
- Santos, Vera (2010). "Modelação do Risco de Crédito, no contexto do Acordo Basileia II – A Prática do Mercado Português." Instituto Superior de Economia e Gestão.
- Sheppard J.P. (1994), "Strategy and bankruptcy: an exploration into organizational death" *Journal of Management*, Vol. 20, nr. 4, p. 795-833
- Stickney, C. P. (1996), *Financial Reporting and Statement Analysis*, 3rd. Edition, Ft. Worth, TX: The Dryden Press.
- Taffler R.J., Tisshaw H. (1977), "Going, Going, Gone - Four Factors Which Predict". *Accountancy*, Vol. 88, March 1977, p. 50-54.

Tucker J. (1996), "Neural networks versus logistic regression in financial modelling: a methodological comparison". Paper published in Proceedings of the 1996 World First Online Workshop on Soft Computing (WSC1), Nagoya University, Japan, August 19 - 30.

Van Frederikslust R.A.I. (1978), "Predictability of corporate failure: models for prediction of corporate failure and for evaluation of corporate debt capacity." Martinus Nijhoff Social Science Division, Leiden/Boston, PhD thesis in Economic Sciences, Erasmus University, Rotterdam, The Netherlands.

Yobas, M. B. et al. (2000), "Credit scoring using neural and evolutionary techniques". IMA Journal of Management Mathematics 11(2), 111-125.

Zavgren C.V. (1983), "The prediction of corporate failure: the state of the art". Journal of Accounting Literature, Vol. 2, p. 1-37.

Zavgren C.V. (1985), "Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis". Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 12, nr. 1, Spring 1985, p. 19-45.

Anexo 1 - Quadros

Quadro 3 – Bateria de indicadores econômico-financeiros

| Rácios | Fórmula de cálculo |
|--------------------------------------|---|
| Atividade | |
| net assets turnover (TUNA) | Volume negócios / (Fundos próprios + Passivo fixo) |
| stock turnover (TUST) | Volume negócios / Existências |
| dimensão (TA) | Total ativo |
| Endividamento | |
| interest coverage ratio (INTCV) | Resultado operacional / Gastos financeiros e gastos similares |
| endividamento (Beaver) (PAS_TA) | Total passivo / Total ativo |
| alavancagem (PAS_CAPP) | Total passivo / Total capital próprio |
| endividamento (END) | (Total do passivo e capital próprio – Fundos próprios) / Total passivo e capital próprio |
| gearing (ALAV) | ((Passivo fixo + dividas financeiras) / Fundos próprios) * 100 |
| Liquidez | |
| current ratio (LIQC) | Activo circulante / Passivo líquido |
| liquidez imediata (DBC_PASCP) | Depósitos bancários e caixa / Passivo curto prazo |
| liquidity ratio (RLIQ) | (Activo circulante – Existências) / Passivo líquido |
| Rentabilidade | |
| earning power (EBI_TA) | EBITDA / Total ativo |
| rentabilidade econômica (RECO) | Resultado líquido exercício / Total do activo |
| rentabilidade financeira (RFIN) | Resultado líquido exercício / Fundos próprios |
| profit margin (PRMG) | (Resultados antes de impostos / Volume negócios) * 100 |
| return on capital employed (ROC) | (Resultados antes de Impostos + Gastos financeiros e gastos similares) / (Fundos próprios+Passivo fixo) * 100 |
| Solvabilidade | |
| equity-to-debt ratio (CAPP_PAS) | Capital próprio / Total passivo |
| solvency ratio (SOLV) | (Fundos próprios / Total do activo) * 100 |
| capitalization (CAPS_CAPP) | Capital social / Total capital próprio |
| shareholders liquidity ratio (LIQSH) | Fundos próprios / Passivo fixo |

Quadro 4 – Resultados Univariados – indicadores econômico-financeiros

| | TUNA | TUST | TA | INTCV | PAS_TA |
|----------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| Mean | 2.663972 | 40.83088 | 5996.543 | 0.776291 | 1.216814 |
| Median | 2.553253 | 36.76136 | 1996.557 | 2.731929 | 1.180304 |
| Maximum | 5.519186 | 83.59569 | 42933.51 | 21.96985 | 2.074346 |
| Minimum | 0.616537 | 3.822107 | 563.8050 | -51.81521 | 0.744549 |
| Std. Dev. | 1.034702 | 24.24602 | 12253.71 | 13.38883 | 0.252672 |
| Skewness | 0.424632 | 0.148339 | 2.631321 | -1.396197 | 0.784265 |
| Kurtosis | 3.078644 | 1.746443 | 8.004223 | 6.190835 | 4.284460 |
| Jarque-Bera Probability | 1.515490 0.468722 | 3.457129 0.177539 | 109.8701 0.000000 | 37.45603 0.000000 | 8.562764 0.013824 |
| Sum | 133.1986 | 2041.544 | 299827.2 | 38.81454 | 60.84069 |
| Sum Sq. Dev. | 52.45985 | 28805.61 | 7.36E+09 | 8783.777 | 3.128321 |
| Observations | 50 | 50 | 50 | 50 | 50 |

| PAS_CAPP | END | ALAV | LIQC | DBC_PASCP | RLIQ |
|-----------|----------|-----------|----------|-----------|----------|
| 5.270984 | 87.26630 | 45.22154 | 9.984525 | 209.0664 | 7.689396 |
| 4.335106 | 85.99073 | 44.94297 | 7.337916 | 115.8114 | 5.972728 |
| 73.93501 | 135.6412 | 97.48560 | 27.40813 | 1762.121 | 22.49618 |
| -33.14433 | 57.67855 | -7.356960 | 4.305604 | 2.624966 | 3.023993 |
| 13.60105 | 14.32498 | 22.21525 | 6.277405 | 290.6964 | 4.605098 |
| 2.081120 | 0.536585 | 0.259499 | 1.428000 | 3.420562 | 1.794963 |
| 15.74296 | 4.986585 | 2.722348 | 3.872215 | 17.87701 | 5.664998 |
| 374.3901 | 10.62128 | 0.721771 | 18.57812 | 558.5967 | 41.64539 |
| 0.000000 | 0.004939 | 0.697059 | 0.000092 | 0.000000 | 0.000000 |
| 263.5492 | 4363.315 | 2261.077 | 499.2262 | 10453.32 | 384.4698 |
| 9064.445 | 10055.04 | 24182.35 | 1930.885 | 4140717. | 1039.140 |
| 50 | 50 | 50 | 50 | 50 | 50 |

Quadro 4 – Resultados Univariados – indicadores económico-financieros (Cont.)

| EBI_TA | RECO | RFIN | PRMG | ROC | CAPP_PAS |
|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|----------|
| -0.239044 | -9.306737 | 15.15225 | -13.21354 | 9.781965 | 1.716555 |
| -0.076427 | -8.201500 | 15.00024 | -12.26685 | 9.944543 | 1.094222 |
| 0.089056 | 0.390327 | 25.50102 | 1.061139 | 21.31870 | 10.07799 |
| -7.069644 | -41.60400 | 5.850282 | -32.78297 | -3.443418 | 0.500577 |
| 0.996277 | 6.607170 | 5.244755 | 7.491426 | 5.590796 | 1.806327 |
| -6.641005 | -2.477732 | 0.208190 | -0.650494 | 0.106075 | 3.170820 |
| 46.01845 | 12.72392 | 2.343612 | 3.641612 | 2.461147 | 13.67596 |
| 4222.913 | 248.1486 | 1.258787 | 4.383821 | 0.698689 | 321.2344 |
| 0.000000 | 0.000000 | 0.532915 | 0.111703 | 0.705150 | 0.000000 |
| -11.95221 | -465.3368 | 757.6127 | -660.6771 | 489.0983 | 85.82774 |
| 48.63586 | 2139.080 | 1347.865 | 2749.952 | 1531.593 | 159.8781 |
| 50 | 50 | 50 | 50 | 50 | 50 |

| SOLV | CAPS_CAPP | LICSH |
|-----------|-----------|----------|
| 11.67596 | 0.425481 | 8.217964 |
| 12.97974 | 0.548964 | 8.055927 |
| 41.92223 | 5.136892 | 19.70009 |
| -38.72078 | -7.032989 | 3.334215 |
| 14.88029 | 1.706100 | 3.069939 |
| -0.595335 | -1.518917 | 1.716314 |
| 4.980392 | 10.40338 | 7.991188 |
| 11.12427 | 133.4135 | 76.44770 |
| 0.003841 | 0.000000 | 0.000000 |
| 583.7979 | 21.27406 | 410.8982 |
| 10849.73 | 142.6281 | 461.8019 |
| 50 | 50 | 50 |

Quadro 5 – Resultados Univariados – indicadores macroeconómicos

Sample: 2008 2012

| | PIBPM | PIBPMTXV | CONSFINAL | CONSFINALTX V | DEFPIBTXV |
|----------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| Mean | 169921.1 | -0.011000 | 112286.6 | -0.320000 | 0.540000 |
| Median | 171126.2 | -0.013000 | 112610.6 | -2.100000 | 0.600000 |
| Maximum | 172859.5 | 0.019000 | 115216.2 | 4.400000 | 1.700000 |
| Minimum | 165107.5 | -0.032000 | 108284.4 | -4.300000 | -0.400000 |
| Std. Dev. | 2837.304 | 0.019113 | 2730.363 | 3.881615 | 0.814662 |
| Skewness | -0.707090 | 0.390630 | -0.261927 | 0.305510 | 0.119513 |
| Kurtosis | 2.041661 | 1.754181 | 1.523600 | 1.212118 | 1.507076 |
| Jarque-Bera Probability | 6.079832 0.047839 | 4.505067 0.105133 | 5.112874 0.077581 | 7.437229 0.024268 | 4.762407 0.092439 |
| Sum | 8496055. | -0.550000 | 5614329. | -16.00000 | 27.00000 |
| Sum Sq. Dev. | 3.94E+08 | 0.017900 | 3.65E+08 | 738.2800 | 32.52000 |
| Observations | 50 | 50 | 50 | 50 | 50 |

Sample: 2008 2012

| | PROCINT | PROCINTTXV |
|----------------------------|----------------------|----------------------|
| Mean | 180243.2 | -0.024800 |
| Median | 181010.9 | -0.033000 |
| Maximum | 189306.0 | 0.018000 |
| Minimum | 166105.8 | -0.066000 |
| Std. Dev. | 8089.235 | 0.033070 |
| Skewness | -0.730206 | 0.143755 |
| Kurtosis | 2.332039 | 1.370297 |
| Jarque-Bera Probability | 5.372861 0.068124 | 5.705403 0.057688 |
| Sum | 9012158. | -1.240000 |
| Sum Sq. Dev. | 3.21E+09 | 0.053588 |
| Observations | 50 | 50 |

Quadro 6 – Resultados Multivariados – Análise em Componentes Principais

Principal Components Analysis
 Sample: 2008 2012
 Included observations: 50
 Computed using: Ordinary correlations
 Extracting 3 of 3 possible components

Eigenvalues: (Sum = 3, Average = 1)

| Number | Value | Difference | Proportion | Cumulative Value | Cumulative Proportion |
|--------|----------|------------|------------|------------------|-----------------------|
| 1 | 1.471832 | 0.545912 | 0.4906 | 1.471832 | 0.4906 |
| 2 | 0.925920 | 0.323671 | 0.3086 | 2.397751 | 0.7993 |
| 3 | 0.602249 | --- | 0.2007 | 3.000000 | 1.0000 |

Eigenvectors (loadings):

| Variable | PC 1 | PC 2 | PC 3 |
|----------|-----------|----------|-----------|
| TUNA | -0.408931 | 0.882953 | 0.230585 |
| TUST | 0.672301 | 0.120628 | 0.730384 |
| TA | 0.617080 | 0.453698 | -0.642939 |

Ordinary correlations:

| | TUNA | TUST | TA |
|------|-----------|----------|----------|
| TUNA | 1.000000 | | |
| TUST | -0.204596 | 1.000000 | |
| TA | -0.089772 | 0.378472 | 1.000000 |

Principal Components Analysis
 Sample: 2008 2012
 Included observations: 50
 Computed using: Ordinary correlations
 Extracting 5 of 5 possible components

Eigenvalues: (Sum = 5, Average = 1)

| Number | Value | Difference | Proportion | Cumulative Value | Cumulative Proportion |
|--------|----------|------------|------------|------------------|-----------------------|
| 1 | 2.609779 | 1.573489 | 0.5220 | 2.609779 | 0.5220 |
| 2 | 1.036290 | 0.244716 | 0.2073 | 3.646069 | 0.7292 |
| 3 | 0.791574 | 0.356681 | 0.1583 | 4.437644 | 0.8875 |
| 4 | 0.434894 | 0.307431 | 0.0870 | 4.872537 | 0.9745 |
| 5 | 0.127463 | --- | 0.0255 | 5.000000 | 1.0000 |

Eigenvectors (loadings):

| Variable | PC 1 | PC 2 | PC 3 | PC 4 | PC 5 |
|----------|-----------|-----------|-----------|----------|-----------|
| INTCV | -0.434701 | -0.311374 | -0.520730 | 0.663332 | 0.053970 |
| PAS_TA | 0.571512 | -0.061029 | 0.037947 | 0.432126 | -0.693886 |
| PAS_CAPP | -0.054162 | 0.938695 | -0.285424 | 0.183399 | -0.028565 |
| END | 0.575772 | 0.004414 | 0.080191 | 0.383979 | 0.717354 |
| ALAV | -0.387250 | 0.134735 | 0.799689 | 0.438387 | -0.014061 |

Ordinary correlations:

| | INTCV | PAS_TA | PAS_CAPP | END | ALAV |
|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|----------|
| INTCV | 1.000000 | | | | |
| PAS_TA | -0.524428 | 1.000000 | | | |
| PAS_CAPP | -0.071087 | -0.111731 | 1.000000 | | |
| END | -0.571972 | 0.869620 | -0.067196 | 1.000000 | |
| ALAV | 0.192589 | -0.478462 | 0.040142 | -0.458597 | 1.000000 |

Quadro 6 – Resultados Multivariados – Análise em Componentes Principais (Cont.)

Principal Components Analysis
 Sample: 2008 2012
 Included observations: 50
 Computed using: Ordinary correlations
 Extracting 3 of 3 possible components

Eigenvalues: (Sum = 3, Average = 1)

| Number | Value | Difference | Proportion | Cumulative Value | Cumulative Proportion |
|--------|----------|------------|------------|------------------|-----------------------|
| 1 | 2.026812 | 1.208670 | 0.6756 | 2.026812 | 0.6756 |
| 2 | 0.818142 | 0.663097 | 0.2727 | 2.844954 | 0.9483 |
| 3 | 0.155046 | --- | 0.0517 | 3.000000 | 1.0000 |

Eigenvectors (loadings):

| Variable | PC 1 | PC 2 | PC 3 |
|-----------|----------|-----------|-----------|
| LIQC | 0.639786 | -0.344707 | 0.686914 |
| DBC_PASCP | 0.393848 | 0.914549 | 0.092113 |
| RLIQ | 0.659968 | -0.211607 | -0.720878 |

Ordinary correlations:

| | LIQC | DBC_PASCP | RLIQ |
|-----------|----------|-----------|----------|
| LIQC | 1.000000 | | |
| DBC_PASCP | 0.262602 | 1.000000 | |
| RLIQ | 0.838700 | 0.358197 | 1.000000 |

Principal Components Analysis
 Sample: 2008 2012
 Included observations: 50
 Computed using: Ordinary correlations
 Extracting 5 of 5 possible components

Eigenvalues: (Sum = 5, Average = 1)

| Number | Value | Difference | Proportion | Cumulative Value | Cumulative Proportion |
|--------|----------|------------|------------|------------------|-----------------------|
| 1 | 1.890061 | 0.330589 | 0.3780 | 1.890061 | 0.3780 |
| 2 | 1.559472 | 0.592132 | 0.3119 | 3.449533 | 0.6899 |
| 3 | 0.967340 | 0.476686 | 0.1935 | 4.416872 | 0.8834 |
| 4 | 0.490654 | 0.398179 | 0.0981 | 4.907526 | 0.9815 |
| 5 | 0.092474 | --- | 0.0185 | 5.000000 | 1.0000 |

Eigenvectors (loadings):

| Variable | PC 1 | PC 2 | PC 3 | PC 4 | PC 5 |
|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| EBI_TA | 0.197045 | 0.080798 | 0.972030 | -0.062273 | 0.076969 |
| RECO | 0.570976 | -0.417609 | -0.150403 | -0.339360 | 0.601500 |
| RFIN | 0.161459 | 0.737099 | -0.113111 | 0.362866 | 0.534930 |
| PRMG | 0.599481 | -0.223454 | -0.031676 | 0.686006 | -0.345083 |
| ROC | 0.499712 | 0.475213 | -0.136890 | -0.527902 | -0.476489 |

Ordinary correlations:

| | EBI_TA | RECO | RFIN | PRMG | ROC |
|--------|----------|-----------|----------|----------|----------|
| EBI_TA | 1.000000 | | | | |
| RECO | 0.033256 | 1.000000 | | | |
| RFIN | 0.039372 | -0.320001 | 1.000000 | | |
| PRMG | 0.141906 | 0.663661 | 0.034618 | 1.000000 | |
| ROC | 0.130007 | 0.311110 | 0.596165 | 0.242317 | 1.000000 |

Quadro 6 – Resultados Multivariados – Análise em Componentes Principais (Cont.)

Principal Components Analysis
Sample: 2008 2012
Included observations: 50
Computed using: Ordinary correlations
Extracting 4 of 4 possible components

Eigenvalues: (Sum = 4, Average = 1)

| Number | Value | Difference | Proportion | Cumulative Value | Cumulative Proportion |
|--------|----------|------------|------------|------------------|-----------------------|
| 1 | 2.280669 | 1.298682 | 0.5702 | 2.280669 | 0.5702 |
| 2 | 0.981987 | 0.418071 | 0.2455 | 3.262655 | 0.8157 |
| 3 | 0.563915 | 0.390486 | 0.1410 | 3.826571 | 0.9566 |
| 4 | 0.173429 | --- | 0.0434 | 4.000000 | 1.0000 |

Eigenvectors (loadings):

| Variable | PC 1 | PC 2 | PC 3 | PC 4 |
|-----------|----------|-----------|-----------|-----------|
| CAPP_PAS | 0.564078 | -0.106430 | 0.613394 | 0.542435 |
| SOLV | 0.528721 | 0.039354 | -0.777825 | 0.337481 |
| CAPS_CAPP | 0.153611 | 0.977071 | 0.112517 | -0.095268 |
| LICSH | 0.615364 | -0.180157 | 0.077947 | -0.763410 |

Ordinary correlations:

| | CAPP_PAS | SOLV | CAPS_CAPP | LICSH |
|-----------|----------|----------|-----------|----------|
| CAPP_PAS | 1.000000 | | | |
| SOLV | 0.438770 | 1.000000 | | |
| CAPS_CAPP | 0.125459 | 0.168061 | 1.000000 | |
| LICSH | 0.765625 | 0.656195 | 0.060289 | 1.000000 |

Quadro 7 – Resultados Multivariados – Modelo de insolvências – modelo inicial
(estimação WLS com efeitos fixos)

Dependent Variable: LOG(TXINSOLV/(1-TXINSOLV))
 Method: Panel Least Squares
 Sample: 2008 2012
 Periods included: 5
 Cross-sections included: 10
 Total panel (balanced) observations: 50

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|----------|-------------|------------|-------------|--------|
| C | -38.60992 | 4.162987 | -9.274572 | 0.0000 |
| TUST | -0.013767 | 0.008508 | -1.618079 | 0.1165 |
| END | -0.017116 | 0.006222 | -2.750883 | 0.0101 |
| PAS_CAPP | 0.002377 | 0.002148 | 1.106367 | 0.2777 |
| RLIQ | -0.040635 | 0.038497 | -1.055550 | 0.2999 |
| PRMG | -0.016874 | 0.015473 | -1.090561 | 0.2844 |
| RFIN | -0.032466 | 0.019705 | -1.647629 | 0.1102 |
| LICSH | 0.000754 | 0.034863 | 0.021634 | 0.9829 |

Effects Specification

Cross-section fixed (dummy variables)
 Period fixed (dummy variables)

| | | | |
|--------------------|-----------|-----------------------|-----------|
| R-squared | 0.998087 | Mean dependent var | -82.21341 |
| Adjusted R-squared | 0.996767 | S.D. dependent var | 39.51554 |
| S.E. of regression | 2.246719 | Akaike info criterion | 4.752091 |
| Sum squared resid | 146.3846 | Schwarz criterion | 5.555141 |
| Log likelihood | -97.80229 | Hannan-Quinn criter. | 5.057897 |
| F-statistic | 756.4371 | Durbin-Watson stat | 1.020989 |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | |

Quadro 8 – Resultados Multivariados – Modelo de insolvências – modelo com eliminação backward (estimação WLS com efeitos fixos)

Dependent Variable: LOG(TXINSOLV/(1-TXINSOLV))
 Method: Panel Least Squares
 Sample: 2008 2012
 Periods included: 5
 Cross-sections included: 10
 Total panel (balanced) observations: 50

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|----------|-------------|------------|-------------|--------|
| C | -39.29652 | 3.425814 | -11.47071 | 0.0000 |
| TUST | -0.018417 | 0.006977 | -2.639889 | 0.0127 |
| END | -0.010680 | 0.002808 | -3.803630 | 0.0006 |
| RLIQ | -0.036338 | 0.020282 | -1.791654 | 0.0827 |
| RFIN | -0.043206 | 0.018027 | -2.396757 | 0.0226 |

Effects Specification

Cross-section fixed (dummy variables)
 Period fixed (dummy variables)

| | | | |
|--------------------|-----------|-----------------------|-----------|
| R-squared | 0.997931 | Mean dependent var | -82.21341 |
| Adjusted R-squared | 0.996831 | S.D. dependent var | 39.51554 |
| S.E. of regression | 2.224357 | Akaike info criterion | 4.710526 |
| Sum squared resid | 158.3285 | Schwarz criterion | 5.398854 |
| Log likelihood | -99.76315 | Hannan-Quinn criter. | 4.972645 |
| F-statistic | 907.7668 | Durbin-Watson stat | 0.983902 |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | |

Quadro 9 – Resultados Multivariados – Modelo de insolvências – modelo com eliminação backward (estimação WLS com efeitos seccionais fixos)

| Dependent Variable: LOG(TXINSOLV/(1-TXINSOLV)) | | | | |
|--|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| Method: Panel Least Squares | | | | |
| Sample: 2008 2012 | | | | |
| Periods included: 5 | | | | |
| Cross-sections included: 10 | | | | |
| Total panel (balanced) observations: 50 | | | | |
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| C | -40.11743 | 2.581279 | -15.54169 | 0.0000 |
| TUST | -0.016726 | 0.006933 | -2.412677 | 0.0212 |
| END | -0.022843 | 0.003852 | -5.930237 | 0.0000 |
| PAS_CAPP | 0.003703 | 0.002050 | 1.806097 | 0.0795 |
| RLIQ | -0.022271 | 0.014462 | -1.539960 | 0.1326 |
| PRMG | -0.024325 | 0.010022 | -2.427198 | 0.0205 |
| Effects Specification | | | | |
| Cross-section fixed (dummy variables) | | | | |
| R-squared | 0.997673 | Mean dependent var | -82.21341 | |
| Adjusted R-squared | 0.996743 | S.D. dependent var | 39.51554 | |
| S.E. of regression | 2.255326 | Akaike info criterion | 4.707791 | |
| Sum squared resid | 178.0273 | Schwarz criterion | 5.281398 | |
| Log likelihood | -102.6948 | Hannan-Quinn criter. | 4.926224 | |
| F-statistic | 1071.948 | Durbin-Watson stat | 1.229148 | |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | | |

Quadro 10 – Resultados Multivariados – Modelo de insolvências – modelo inicial
(estimação WLS com efeitos seccionais fixos)

Dependent Variable: LOG(TXINSOLV/(1-TXINSOLV))
Method: Panel Least Squares
Sample: 2008 2012
Periods included: 5
Cross-sections included: 10
Total panel (balanced) observations: 50

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|----------|-------------|------------|-------------|--------|
| C | -40.14171 | 2.648111 | -15.15862 | 0.0000 |
| TUST | -0.015954 | 0.008425 | -1.893700 | 0.0671 |
| END | -0.019302 | 0.005483 | -3.520297 | 0.0013 |
| PAS_CAPP | 0.003543 | 0.002093 | 1.692701 | 0.0999 |
| RLIQ | -0.037524 | 0.032299 | -1.161777 | 0.2537 |
| PRMG | -0.019102 | 0.011642 | -1.640714 | 0.1104 |
| RFIN | -0.016130 | 0.018391 | -0.877070 | 0.3868 |
| LICSH | 0.008955 | 0.029911 | 0.299375 | 0.7665 |

Effects Specification

Cross-section fixed (dummy variables)

| | | | |
|--------------------|-----------|-----------------------|-----------|
| R-squared | 0.997733 | Mean dependent var | -82.21341 |
| Adjusted R-squared | 0.996633 | S.D. dependent var | 39.51554 |
| S.E. of regression | 2.292876 | Akaike info criterion | 4.761975 |
| Sum squared resid | 173.4902 | Schwarz criterion | 5.412063 |
| Log likelihood | -102.0494 | Hannan-Quinn criter. | 5.009532 |
| F-statistic | 907.5384 | Durbin-Watson stat | 1.339639 |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | |

Quadro 11 – Resultados Multivariados – Modelo de insolvências – modelo com taxa de crescimento do PIB (estimação WLS com efeitos seccionais fixos)

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|----------------------|-------------|------------|-------------|--------|
| C | -48.89592 | 3.553601 | -13.75954 | 0.0000 |
| TUST | -0.057065 | 0.005375 | -10.61728 | 0.0000 |
| PAS_CAPP | 0.003837 | 0.002358 | 1.626899 | 0.1133 |
| (PIBPMTXV-DEFPIBTXV) | -0.130682 | 0.037290 | -3.504438 | 0.0013 |
| CAE="C" AND YR=2012 | 7.412622 | 3.154009 | 2.350222 | 0.0249 |
| CAE="H" AND YR=2012 | 8.087137 | 3.047487 | 2.653707 | 0.0122 |
| CAE="L" AND YR=2012 | -14.10001 | 2.882588 | -4.891443 | 0.0000 |
| CAE="C" AND YR=2009 | -6.830514 | 3.041167 | -2.246018 | 0.0315 |

| Effects Specification | | | | |
|---------------------------------------|-----------|-----------------------|--|-----------|
| Cross-section fixed (dummy variables) | | | | |
| R-squared | 0.997184 | Mean dependent var | | -82.21341 |
| Adjusted R-squared | 0.995818 | S.D. dependent var | | 39.51554 |
| S.E. of regression | 2.555271 | Akaike info criterion | | 4.978678 |
| Sum squared resid | 215.4705 | Schwarz criterion | | 5.628766 |
| Log likelihood | -107.4670 | Hannan-Quinn criter. | | 5.226235 |
| F-statistic | 730.3201 | Durbin-Watson stat | | 1.718717 |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | | |

Quadro 12 – Resultados Multivariados – Modelo de insolvências – efeitos fixos seccionais e temporais

| CAE | Effect | VAR01 | Effect |
|---------|-----------|-------|-----------|
| C | -21.43057 | | |
| D_E | 36.49447 | | |
| F | -29.18381 | | |
| G45_G47 | -34.85185 | | |
| G46 | -13.89061 | | |
| H | 25.96737 | 2008 | 1.637172 |
| I | 5.777073 | 2009 | -1.198178 |
| J | 31.20429 | 2010 | 0.819214 |
| L | 1.933400 | 2011 | -0.050038 |
| S | -2.019756 | 2012 | -1.208170 |

Quadro 13 – Resultados Multivariados – Modelo de insolvências (com taxa de crescimento do PIB) – efeitos fixos seccionais

| | CAE | Effect |
|---------|-----|-----------|
| C | | -21.43746 |
| D_E | | 44.14597 |
| F | | -44.26163 |
| G45_G47 | | -45.97312 |
| G46 | | -23.49289 |
| H | | 42.79726 |
| I | | 12.19747 |
| J | | 36.16561 |
| L | | -5.334105 |
| S | | 5.192896 |