



Universidade de Aveiro
2012

Instituto Superior de Contabilidade e Administração

JOANA CABRAL DO COUTO

OS DETERMINANTES DA MORTALIDADE DAS PME



Universidade de Aveiro
2012

Instituto Superior de Contabilidade e Administração

JOANA CABRAL DO COUTO

OS DETERMINANTES DA MORTALIDADE DAS PME

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Contabilidade, ramo de Auditoria, realizada sob a orientação científica do Dr. Joaquim Alberto Neiva dos Santos, Equiparado a Professor Assistente 2º Triénio e coorientação da Doutora Elisabete Fátima Simões Vieira, Professora Adjunta ambos do Instituto Superior de Contabilidade e Administração da Universidade de Aveiro

O júri

Presidente	Professora Doutora graça Maria do Carmo Azevedo Professora Adjunta da Universidade de Aveiro
Vogal – Arguente Principal	Professor Doutor Manuel Emílio Mota de Almeida Delgado Castelo Branco Professor Auxiliar da Universidade do Porto
Vogal – Orientador	Mestre Joaquim Alberto Neiva dos Santos Equiparado a Assistente do 2º Triénio (licenciatura) da Universidade de Aveiro
Vogal – Co-orientador	Professora Doutora Elisabete Fátima Simões Vieira Professora Adjunta da Universidade de Aveiro

palavras-chave

Determinantes de Mortalidade Empresarial; Falência; Pequenas e Médias Empresas; Rácios Financeiros.

resumo

Com este trabalho pretende-se identificar quais os determinantes que conduzem as pequenas e médias empresas à morte, considerando-se morte a falência empresarial.

Para tal foram utilizadas duas bases de dados: uma onde se recolheram dados de empresas ativas (SABI), e outra contendo dados de empresas falidas (COFACE – Serviços).

Foram estimados vários modelos e utilizadas várias técnicas estatísticas, escolhendo-se aquela que apresentava melhores resultados de validação para a amostra considerada, para ser interpretado com vista à identificação das ditas determinantes de mortalidade.

Foram analisados um modelo geral e três modelos setoriais, e conclui-se que com os modelos por setores é possível alcançar melhores resultados, no entanto, quando estes não estão disponíveis, o modelo geral tem capacidade para apresentar bons resultados.

Tal como em estudos anteriores realizados sobre o tema, constatou-se que o modelo apresenta melhores resultados quando classifica as empresas um ano antes da falência, do que em períodos mais alargados. Neste caso foi analisada a situação um e três anos antes de a falência ocorrer.

As principais variáveis consideradas determinantes de mortalidade foram o nível de endividamento e o desempenho da gestão.

keywords

Determinants of Mortality Business; Bankruptcy; Small and Medium Companies; Financial Ratios.

abstract

This work aims to identify the determinants that leads small businesses to death, it means, bankruptcy business.

For this purpose we used two databases: one where collected data from active business (SABI), and another containing data of bankrupt business (COFACE - Services).

Several models were estimated and it was used various statistical techniques, choosing the one that presented best validation results for the sample considered to be interpreted in order to identify the determinants of mortality said.

We analyzed a general model and three sector models, and it was concluded that the models by sectors can achieve best results, however, when these are not available, the general model is able to provide good results.

As in previous studies on the subject, it was found that the model has a better perform when ranks business a year earlier from bankruptcy than in longer periods. In this case the situation was analyzed one and three years before bankruptcy happens.

The main variables considered the determinants of mortality were the level of debt and performance management's performance.

ÍNDICE

LISTA DE TABELAS	iii
LISTA DE FIGURAS	iv
LISTA DE EQUAÇÕES	v
LISTA DE ABREVIATURAS	vi
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 O Problema em Estudo	1
1.1.1 Mortalidade	2
1.1.2 PME	5
1.2 Razões da escolha do tema	9
2 REVISÃO DA LITERATURA	10
2.1 Determinantes de Mortalidade	10
2.1.1 Determinantes Quantitativos	10
2.1.2 Determinantes Qualitativos	10
2.2 Estudos sobre Fatores Qualitativos	11
2.3 Estudos sobre Fatores Quantitativos	13
2.3.1 Estudos Internacionais	13
2.3.2 Estudos Nacionais	23
3 METODOLOGIA	31
3.1 Amostra	32
3.2 Rácios	34
3.3 Análise de Dados – Observações Atípicas	39
3.4 Análise Univariada – Diferenças de Médias de Rácios	42
3.5 Análise Multivariada - Modelos	44
3.5.1 Técnicas Estatísticas	44
3.5.2 Suposições Estatísticas	46
4 RESULTADOS OBTIDOS DA ANÁLISE MULTIVARIADA	49
4.1 Estimação dos modelos	49
4.1.1 Regressão Logística	49
4.1.2 Análise Discriminante	51
4.1.3 Importância relativa das variáveis	51

4.2	Avaliação do Ajuste dos modelos.....	52
4.2.1	Regressão Logística.....	52
4.2.2	Análise Discriminante	53
4.3	Validação dos Resultados	54
5	INTERPRETAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS.....	62
5.1	Modelo Geral	62
5.2	Modelos por Setores	67
5.2.1	Modelo Setor C.....	67
5.2.2	Modelo Setor F	69
5.2.3	Modelo Setor G.....	70
6	CONCLUSÃO.....	72
	REFERÊNCIAS.....	75
	APÊNDICE 1	79
	APÊNDICE 2	84
	ANEXO	97

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1.1: Esquematização dos tipos de mortalidade.....	3
Tabela 1.1.2: Condições cumulativas para considerar uma empresa PME.....	5
Tabela 1.1.3: Representatividade das PME em números	6
Tabela 1.1.4: Indicadores das PME por regiões (NUTS II) - Sociedades	8
Tabela 2.3.1: Rácios relevantes para a previsão de falência (BEAVER, 1966)	14
Tabela 3.1.1: Designação de grupos da amostra por modelos	32
Tabela 3.1.2: Caracterização das amostras por modelos.....	34
Tabela 3.2.1: Rácios Escolhidos	39
Tabela 3.3.1: Observações Atípicas – Detecção Univariada	40
Tabela 3.3.2: Observações Atípicas – Detecção Univariada	41
Tabela 3.4.1: Médias dos Rácios entre Grupos	42
Tabela 3.5.1: Apresentação de transformações aplicadas por modelos e respetiva verificação de distribuição normal das variáveis	47
Tabela 4.1.1: Percentagens de classificação correta dos modelos nulos	49
Tabela 4.1.2: Coeficientes estandardizados por modelo e respetiva importância relativa e variáveis significantes.....	51
Tabela 4.2.1: Ajuste geral do modelo: complemento à medida de Hosmer e Lemeshow	52
Tabela 4.2.2: Testes de avaliação do ajuste dos quatro modelos escolhidos	53
Tabela 4.3.1: Percentagens de classificação por modelo – amostra de estimação.....	54
Tabela 4.3.2: Percentagens de classificação por modelo – amostra de validação	55
Tabela 4.3.3: Resumo de percentagens de classificação correta	56
Tabela 4.3.4: Intervalos de percentagens de classificação correta dos modelos não escolhidos.....	57
Tabela 4.3.5: Variáveis independentes significativas nos modelos estimados, incluindo os não escolhidos.....	59
Tabela 5.1.1: Avaliação critérios de escolha de determinantes de mortalidade – Modelo geral	63
Tabela 5.2.1: Avaliação critérios de escolha de determinantes de mortalidade – Modelo setor C .	67
Tabela 5.2.2: Avaliação critérios de escolha de determinantes de mortalidade – Modelo setor F .	69
Tabela 5.2.3: Avaliação critérios de escolha de determinantes de mortalidade – Modelo setor G .	70

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1.1: Sociedades Portuguesas dissolvidas por ano	2
Figura 1.1.2: Mortes (N.º) de empresas por ano	4
Figura 1.1.3: Taxa de mortalidade (%) das empresas por Localização geográfica (NUTS – 2001); Anual	4
Figura 1.1.4: Estrutura do tecido empresarial português – sociedades e individuais	7
Figura 1.1.5: Peso relativo das PME por regiões, 2008	8
Figura 3.4.1: Gráfico de análise de diferença entre grupos do rácio 9	43
Figura 3.4.2: Gráfico de análise de diferença entre grupos do rácio 6	43
Figura 3.4.3: Gráfico de análise de diferença entre grupos do rácio 7	43

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 4.1.1: Modelo geral, em termos probabilísticos.....	50
Equação 4.1.2: Modelo do setor F, em termos probabilísticos.....	50
Equação 4.1.3: Modelo do setor G, em termos probabilísticos	50
Equação 4.1.4: Função discriminante do modelo do setor C.....	51

LISTA DE ABREVIATURAS

OA	-	Observações Atípicas
CAE	-	Código das Atividades Económicas
INE	-	Instituto Nacional de Estatística
ISCAA	-	Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Aveiro
PME	-	Pequenas e Médias Empresas
SABI	-	Sistema de Análise de Balanços Ibéricos

1 INTRODUÇÃO

1.1 O Problema em Estudo

O problema em estudo é um problema atual, fortemente influenciado pela atual crise global económico-financeira, afetando empresas de todo o mundo e conduzindo muitas delas ao colapso.

Neste estudo pretende-se identificar quais os fatores determinantes para a falência das pequenas e médias empresas (PME) portuguesas. Pretendemos pois identificá-los, para que seja possível ajudar empresas a evitar crises internas, ou até mesmo a sua falência.

Apesar de uma organização se poder encontrar numa situação económico-financeira debilitada, não significa que esta irá necessariamente à falência, desde que os problemas ou fatores de instabilidade sejam detetados atempadamente, e a empresa intervenha no sentido de tomar medidas de ação corretivas. Segundo TINSLEY et al. (2011), estes erros/fatores podem existir por longos períodos, antes que se combinem de forma a proporcionar condições propícias para produzir uma crise na organização.

Falhas acontecem em todas as organizações. Contudo, é necessário que se preste a necessária atenção de forma a prever e prevenir crises, que podem conduzir as organizações à morte (TINSLEY et al., 2011). Este estudo pretende apoiar as organizações neste processo, identificando as falhas possíveis.

Os estudos clássicos sobre este tema iniciaram-se com o estudo de FITZPATRICK (1932)¹, que comparou 19 empresas falidas com outras 19 empresas ativas. Destacam-se também os estudos de BEAVER (1968, 1966) e ALTMAN (1968), os quais incidiram sobre empresas de grande dimensão. Mais tarde surge EDMISTER (1972) com um estudo que trata dados de PME.

Os estudos já realizados sobre o tema, como os atrás referidos, bem como o que se pretende aqui realizar, partem de uma ideia base que permite acreditar na possibilidade de identificar as causas da falência das empresas em geral. A ideia base é a existência da relação entre causa e efeito, ou seja, parte-se do pressuposto que as causas que conduzem uma empresa à falência têm efeitos nas suas contas (BARROS, 2008).

¹ Citado por ERCOLIN (2007).

1.1.1 Mortalidade

A morte de uma empresa define-se como o momento em que esta se extingue do mercado. A extinção de uma empresa verifica-se quando esta deixa de exercer qualquer atividade económica, desaparecendo os direitos e obrigações da mesma, deixando de ser reconhecida perante o mercado.

A importância deste assunto e o que o torna um tema atual pode ser ilustrado pela figura a seguir apresentada:

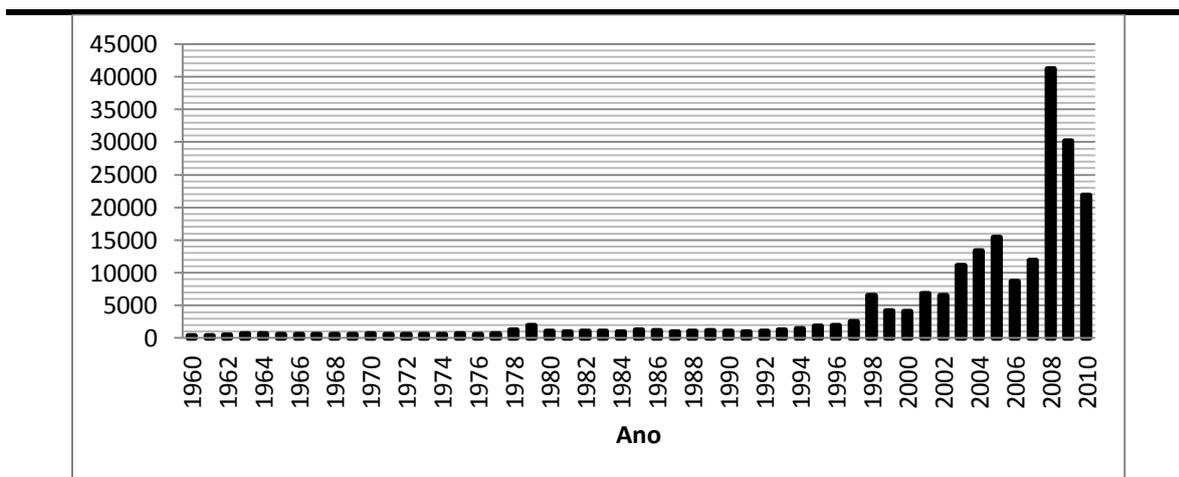


Figura 1.1.1: Sociedades Portuguesas dissolvidas por ano
Fonte: PORDATA, consultado a: 23-01-2012.

A dissolução de uma sociedade é uma modificação da situação jurídica que se caracteriza pela sua entrada em liquidação. Esta modificação pode ser por manifestação de vontade ou por obrigação de encerramento (Portal da Empresa, 2009) . Esta é uma das formas de mortalidade de uma empresa.

A evolução da mortalidade é um dos aspetos mais importantes, que justifica a importância deste tema. Como se pode verificar na Sociedades Portuguesas dissolvidas este tema é ainda mais oportuno que no passado, pois serão incluídos vários anos críticos na nossa amostra, o que poderá significar que os valores dos rácios das empresas falidas serão mais distintos dos rácios das empresas ativas, em comparação com estudos anteriores. Se assim for, esta situação permitirá, em princípio, alcançar um melhor modelo.

Encontrando-se atualmente o financiamento das empresas no topo das preocupações dos empresários, banqueiros e líderes nacionais, é relevada a importância do proposto neste estudo.

Neste sentido, já foram iniciados alguns apoios através do lançamento de novas linhas de financiamento. Para que estas novas linhas de financiamento tenham sucesso é necessário que seja feita uma avaliação das empresas o mais precisa possível. Os modelos de previsão de falência empresarial poderão ser uma boa ferramenta. Esta ferramenta poderá ser utilizada na avaliação de PME, tornando a avaliação realizada menos onerosa, como referiu ALTMAN (1968), utilizando uma das técnicas de preferência dos bancos e empresas, a análise de rácios, só que de uma forma muito mais rápida e com geração de informação direta, como afirmou NEVES (2000).

Existem vários tipos de mortalidade, os quais podemos agrupar em dois grupos: a mortalidade económico-financeira, com origem no mercado e a mortalidade por extinção, ou seja, a extinção por vontade própria do empresário, sem que existam quaisquer fatores financeiros ou económicos a influenciarem esta morte. Este estudo incidirá sobre o primeiro grupo.

Para distinguir estes dois grupos decidiu-se estruturá-los considerando que existem dois tipos de mortalidade, tal como pode ser analisado na tabela abaixo:

Tabela 1.1.1: Esquemática dos tipos de mortalidade.

Tipo de mortalidade			
Relacionada com o desempenho			Relacionada com fatores extra-desempenho
Qualitativos		Quantitativos	<ul style="list-style-type: none"> • Falta de sucessor; • Impossibilidade de encontrar comprador; • ...
Internos	Externos	ALVO DE ESTUDO	
<ul style="list-style-type: none"> • Falta de formação; • Empresas familiares que se moldam às necessidades familiares; • Carência/ausência de atualização das empresas aos novos meios e contextos; • ... 	<ul style="list-style-type: none"> • Diminuição da procura devido à conjuntura económica, atualmente de recessão ou dificuldades de acesso ao financiamento, não por falta de cumprimento de condições por parte da empresa, mas por dificuldades da banca; • Rigidez da legislação portuguesa em matéria de mercado de trabalho; • ... 		

Fonte: Elaboração própria.

Os fatores quantitativos são o alvo de estudo deste trabalho.

A título ilustrativo apresenta-se abaixo a Figura 1.1.2: Mortes (N.º) de empresas por ano.

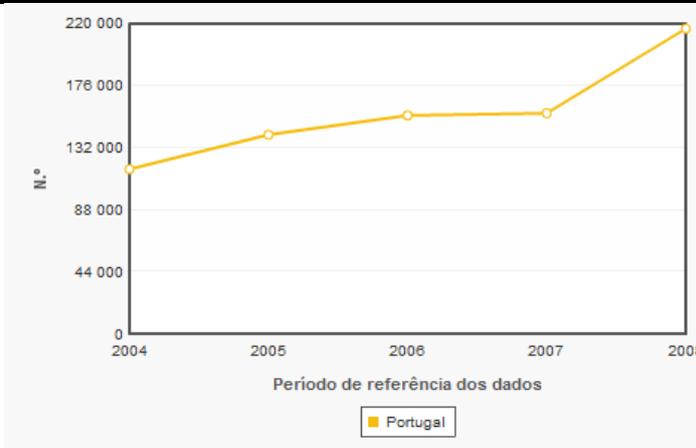


Figura 1.1.2: Mortes (N.º) de empresas por ano

Fonte: Instituto Nacional de Estatística (INE), consultado a: 26-12-2011.

Para a elaboração deste gráfico as empresas “mortas” são as que cessaram a sua atividade. Neste número não estão incluídas as empresas que cessaram a sua atividade devido a fusão, aquisição maioritária, dissolução ou reestruturação de um conjunto de empresas. Não se incluem, igualmente, as mudanças de atividade (INE, consultado a 26-12-2011).

Enquanto a Figura 1.1.2 mostra as mortes de empresas em valor absoluto, a Figura 1.1.3. expressa o quociente entre o número de mortes e o número de empresas ativas no período de referência.

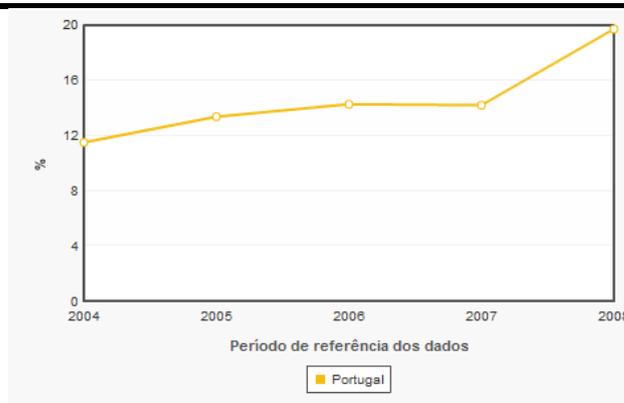


Figura 1.1.3: Taxa de mortalidade (%) das empresas por Localização geográfica (NUTS – 2001); Anual

Fonte: INE, consultado a: 26-12-2011

Em ambas as figuras acima apresentadas, é possível verificar exatamente a mesma evolução de crescente aumento da mortalidade de empresas, verificando-se um pico no ano de 2008.

As consequências da morte de uma empresa não impactam apenas para os sócios ou acionistas, mas para todos os interessados na empresa, ou seja, para os restantes *stakeholders*. Por exemplo, para clientes e/ou fornecedores com um considerável grau de dependência da empresa, e trabalhadores que ficam desempregados. O desemprego que uma empresa gera, ao falir, origina um elevado custo para o Estado, não só pela necessidade de pagar subsídios de desemprego, mas também pelo aumento dos custos com saúde e custos sociais, derivados do aumento de doenças de foro psicológico e criminalidade.

1.1.2 PME

A pertinência deste tema também está ligada à escolha das PME para o estudo. As PME possuem uma grande representatividade em Portugal. De acordo com um estudo levado a cabo pela Central de Balanços do Banco de Portugal, em 2009, PME representavam cerca de 99,7% das empresas portuguesas.

É necessário definir o que se considera por PME. De acordo com a definição do Decreto-Lei n.º 372/2007 e a Recomendação n.º 2003/361/CE de 20 de maio de 2003, PME inclui micro, pequenas e médias empresas. Para que uma empresa seja considerada PME tem que cumprir com duas condições cumulativas: ter menos de 250 trabalhadores e apresentar um Volume de Negócios inferior ou igual a 50 milhões de euros ou um Balanço Total não superior a 43 milhões de euros. Nestes mesmos documentos são também definidas as condições para distinção entre micro, pequenas e médias. Estas condições estão apresentadas na tabela abaixo:

Tabela 1.1.2: Condições cumulativas para considerar uma empresa PME

Tipo	CONDIÇÕES CUMULATIVAS	
	N.º Efetivos	Volume de Negócios (VN)/Balanço Total (BT)
Micro	<10	VN ≤ 2 milhões € OU BT ≤ 2 milhões €
Pequena	<50	VN ≤ 10 milhões € OU BT ≤ 10 milhões €
Média	<i>Casos que não se inserem em nenhuma das duas definições anteriores, mas que se insere na definição geral de PME.</i>	

Fonte: IAPMEI.

A importância do papel das PME não se verifica apenas em Portugal. JIMMY et al. (2002) referem que as PME têm assumido um papel crescente, de importância a nível global. O mesmo autor refere também que pessoas de diferentes países têm escolhido sistemas económicos altamente produtivos de pequenas empresas, e nos últimos anos as PME têm sido identificadas pela maioria dos governantes ocidentais como uma componente significativa da estratégia económica para a criação de emprego e riqueza.

A maioria das empresas tem início em pequenos empreendimentos. A partir deste facto, alastra-se erradamente a ideia que entre os bem-sucedidos nem todos se pretendem manter como pequenas empresas. Já se aceita que as pequenas empresas não são apenas “miniaturas de grandes empresas”, ou seja, é reconhecido que as pequenas empresas têm as suas próprias características, que afetam a forma como operam e determinam largamente as suas preocupações e interesses (JIMMY et al., 2002).

Em Portugal, é possível visualizar a representatividade das PME pelos números. Segundo dados do INE, de 2009, existiam 348 552 PME, representando 99,7% do total das sociedades. Contudo, a representação das PME não se verifica apenas pela sua quantidade como também pela empregabilidade e riqueza criada, empregando 72,1% do pessoal ao serviço e com um volume de negócios de 59% em relação ao total das sociedades. No entanto, estes dados são apenas para empresas sob a forma jurídica de sociedades. Por certo, com a inclusão de empresas individuais a representatividade das PME aumentará em relação aos valores atrás apresentados.

Tabela 1.1.3: Representatividade das PME em números

Indicador	PME				Grandes	Total de sociedades
	Micro	Pequenas	Médias	Total		
Sociedades (N.º)	300 228	42 960	6 568	349 756	1 115	350 871
Peso no total de sociedades (%)	85,6	12,2	1,9	99,7	0,3	100,0
Pessoal ao serviço (N.º)	808 951	785 638	583 904	2 178 493	826 667	3 005 160
Peso no total de sociedades (%)	26,9	26,1	19,4	72,5	27,5	100,0
Volume de negócios (10 ³ euros)	52 858 521	73 453 427	75 453 437	201 765 385	146 787 250	348 552 634
Peso no total de sociedades (%)	15,2	21,1	21,6	57,9	42,1	100,0
Dimensão média (N.º pessoas)	2,7	18,3	88,9	6,2	741,4	8,6
Taxa de investimento (%)	44,4	25,2	9,0	31,5	30,1	30,9
Sociedades por 10 000 habitantes (N.º)	282,5	40,4	6,2	329,1	1,0	330,2

Fonte: INE, 2008.

De acordo com a mesma fonte, verifica-se que as PME exportadoras têm um grande contributo para os valores atrás apresentados. Apesar de em percentagem representarem apenas 9,7% do total de PME, as PME exportadoras têm um papel significativo a nível de pessoal ao serviço (28%) e volume de negócios (40%), relativamente ao total das PME. Segundo dados de 2008, são as microempresas que dão um maior contributo para os 99,7% de PME, representando 85,6% do total de sociedades.

Considerando ainda os dados de 2008, pode-se constatar que a taxa de investimentos das PME está acima da média.

Segundo dados do INE, de 2008, de empresas sob a forma jurídica de sociedades e individual, verifica-se que a percentagem de PME aumenta para 99,91%, como previsto anteriormente. No entanto, é de referir que estes dados têm apenas em conta, para definição de PME, o pessoal ao serviço, ou seja, não tem em conta o Volume de Negócios nem o Balanço total.

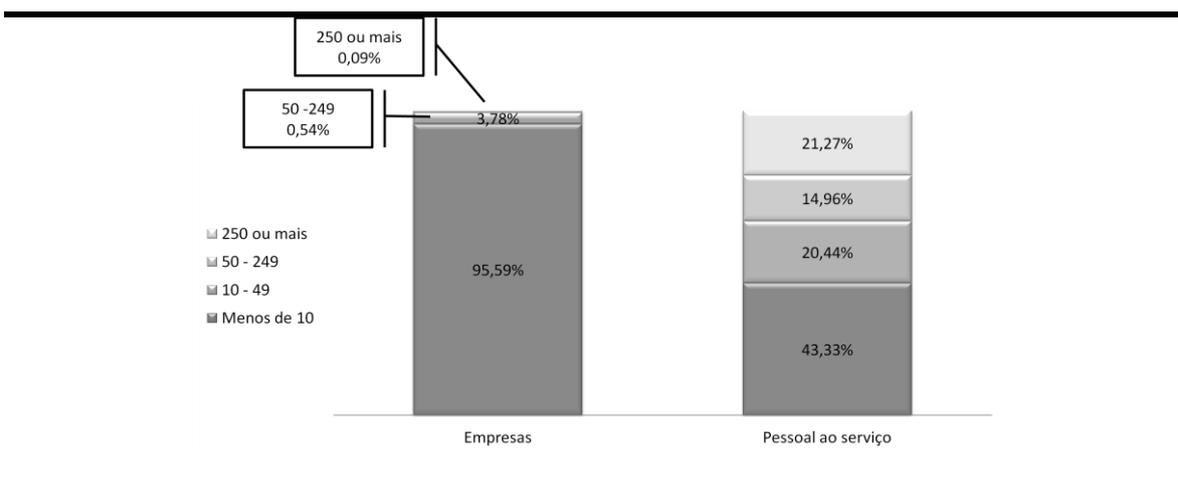


Figura 1.1.4: Estrutura do tecido empresarial português – sociedades e individuais
 Fonte: INE, 2008.

Considerando agora a distribuição geográfica das PME, é no Norte do país e em Lisboa onde existe maior concentração, 32,7% e 32,9% respetivamente. A menor concentração verifica-se nos Açores, com uma percentagem de 1,2%. A nível de pessoal ao serviço, a tendência mantém-se, existindo uma exceção: os Açores, onde se encontra o maior valor, de 8,1.

Tabela 1.1.4: Indicadores das PME por regiões (NUTS II) - Sociedades

Regiões NUTS II	PME (N.º)	Pessoal ao serviço (N.º)	Pessoal ao serviço por PME (N.º; em média)
Total	348 552	2 092 271	6,
Norte	113 898	765 480	6,7
Centro	70 118	423 319	6,
Lisboa	114 737	628 000	5,5
Alentejo	18 159	97 304	5,4
Algarve	17 710	93 048	5,3
R.A. Açores	4 064	32 774	8,1
R.A. Madeira	9 866	52 346	5,3

Fonte: INE, 2009.

Relativamente ao contributo das PME para cada região em particular, não para o país, observa-se que as da região de Lisboa foram as que menos contribuíram para cada um dos indicadores regionais considerados (pessoas ao serviço e volume de negócios). Contrariamente, as PME do Algarve desempenharam um papel preponderante, com um contributo de 91,9% para o volume de negócios realizado na região.

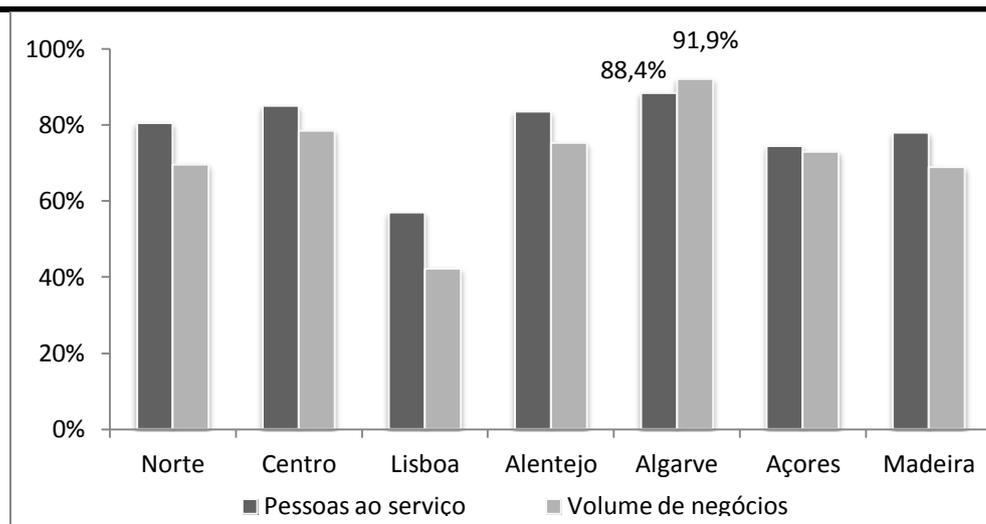


Figura 1.1.5: Peso relativo das PME por regiões, 2008

Fonte: INE, 2008.

1.2 Razões da escolha do tema

A motivação para este tema nasce, fundamentalmente, por este poder ser utilizado futuramente para ajudar outras empresas. Este apoio deriva da análise de erros anteriormente cometidos por várias empresas, que poderão ser vistos não só como falhas destas empresas, mas também como sinais para outras empresas que passem pela mesma situação, de que é necessário alterar algo.

Com este estudo, não se pretende assim apenas conhecer quais são as falhas que conduziram à falência, mas também conhecê-las de forma a encontrar soluções, para que futuramente outras possam sobreviver.

O principal objetivo deste estudo é identificar fatores económico-financeiros determinantes da mortalidade das PME portuguesas. Neste mesmo sentido, outro objetivo deste trabalho é elaborar um modelo de avaliação objetiva do desempenho de uma empresa, neste caso PME, estando o desempenho definido em dois grupos: bom desempenho – empresa ativa; mau desempenho – empresa falida.

A técnica a ser utilizada para encontrar estes determinantes será a análise de rácios. Para a análise de rácios e para a elaboração de modelo de avaliação, será construído um modelo de previsão de falência.

Este trabalho encontra-se organizado em cinco partes principais. Uma primeira de análise de vários estudos anteriormente realizados, apresentando os seus resultados, conclusões e variáveis significativas. Uma segunda parte de exposição da metodologia utilizada, apresentando e analisando os dados, bem como as técnicas a utilizar para o tratamento dos mesmos. A terceira parte apresenta os resultados obtidos para cada um dos modelos estimados, avaliando a adequação de cada um destes modelos. De seguida é apresentada a interpretação e discussão dos resultados obtidos, tendo em conta os vários modelos apresentados e os critérios definidos para interpretação, e, por fim, são expostas as conclusões.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Neste ponto pretende-se fazer uma revisão de alguns dos estudos realizados sobre o tema da mortalidade das empresas. Neste âmbito, consideraram-se dois tipos de estudos com abordagens distintas: aqueles que se focaram em fatores qualitativos e os que se focaram em fatores quantitativos, que podem conduzir uma empresa à morte.

Dado que no presente estudo se pretende encontrar os determinantes da mortalidade das PME a nível qualitativo, partir-se-á da análise de fatores quantitativos, e, a partir dos resultados da análise destes, pretende-se chegar aos fatores qualitativos, que serão alguns dos determinantes da mortalidade das PME.

Na análise de estudos anteriores, primeiramente irão ser apresentados estudos sobre determinantes qualitativos e seguidamente os quantitativos. Estes últimos, pela sua extensão relativamente aos qualitativos, serão divididos entre internacionais e nacionais, para um melhor enquadramento.

2.1 Determinantes de Mortalidade

Neste estudo pretende-se encontrar os determinantes da mortalidade das PME portuguesas. Estes determinantes podem ser vistos numa perspetiva qualitativa, como por exemplo, a falta de formação dos gestores das PME portuguesas em geral, ou numa perspetiva quantitativa, o valor de um rácio ou indicador. Aqui optou-se pela análise em busca dos fatores quantitativos, e talvez seja possível, pelo menos em alguns casos, chegar aos fatores qualitativos associados.

Irá ser feita de seguida uma pequena abordagem a ambos estes determinantes.

2.1.1 Determinantes Quantitativos

Os determinantes quantitativos, com os quais se optou por trabalhar, são aqui representados por rácios, e nesta análise vai-se em busca de selecionar os rácios que mais contribuem para a distinção entre PME ativas e falidas, e assim ser considerado determinante de mortalidade. Assim sendo, procura-se juntar um grupo de rácios que expliquem o máximo de eventos possíveis para que o máximo de determinantes de mortalidade esteja incluído nestes rácios.

2.1.2 Determinantes Qualitativos

A análise aos determinantes qualitativos baseia-se na análise e comparação de aspetos qualitativos de uma empresa. Uma determinante qualitativa que poderia ser testada seria, por

exemplo, as qualificações dos gestores, por forma a concluir se esta seria ou não uma das causas de falência. Chegar-se-ia a esta conclusão se existisse de facto uma diferença significativa entre a formação dos gestores das empresas falidas e os gestores das empresas ativas.

A principal vantagem deste tipo de estudo, é que se poderia chegar, pelo menos em alguns casos, a conclusões mais concretas sobre o que está no gene da falência das empresas, e assim seria facilitada a tarefa de tomada de decisões para solucionar os aspetos em perigo.

Com o estudo que aqui se desenvolve, que recorre às determinantes quantitativas, pretende-se, através delas, identificar as determinantes qualitativas com as quais se relacionam. O ideal seria um estudo que abrangesse ambos os tipos de determinantes, pois existem determinados aspetos só possíveis de abranger na análise através de um tipo de determinante, quantitativo ou qualitativo. No entanto, tal não foi possível devido à limitação de tempo e recursos.

Os principais determinantes qualitativos que se esperava encontrar, caso se optasse por uma análise qualitativa, estariam relacionados com a gestão e com o endividamento, segundo opinião pessoal.

Em relação à gestão, há a dizer que muitas empresas foram constituídas numa conjuntura muito favorável e a maioria dos gestores “aprendeu” a gerir uma empresa neste tempo de maior facilidade, não estando, contudo, preparados para adaptar a sua empresa às novas circunstâncias. Para além do mais, muitas empresas foram constituídas sem análises básicas iniciais, como estudos de mercado ou de viabilidade, por isto numa mesma rua podemos encontrar estabelecimentos idênticos, a venderem o mesmo produto, com o mesmo tipo de serviço, e sem qualquer fator diferenciador que faça o consumidor escolher um ou outro.

Para além disto, a facilidade de acesso ao crédito permitiu que o endividamento se tornasse um refúgio para os mais variados problemas de uma empresa, levando este também, agora, à sua falência.

2.2 Estudos sobre Fatores Qualitativos

Os estudos que se baseiam em fatores qualitativos têm por base essencialmente a utilização de inquéritos, a fim de averiguarem, de entre os vários fatores de mortalidade de empresas previamente fixados, quais os mais relevantes.

O estudo de ERCOLIN (2007) foi realizado em São Paulo, e teve como objetivo identificar fatores financeiros que conduzem à falência de uma micro ou pequena empresa na cidade mencionada. Além disso, o autor pretendia verificar semelhanças entre o que realmente são as

condicionantes do insucesso de uma empresa e a percepção dos executivos financeiros em relação a estas mesmas condicionantes. Para tal, o autor inquiriu 120 gestores financeiros de empresas de São Paulo.

Os resultados obtidos apontam para a existência de cinco condicionantes da falência de uma micro ou pequena empresa, que são os seguintes (ERCOLIN, 2007):

1. Ausência de planeamento e controlo financeiro;
2. Não elaboração de orçamento ou não acompanhamento do mesmo;
3. Baixo poder de negociação (clientes e fornecedores);
4. Baixa capacidade de inovação;
5. Processo logístico inadequado/arcaico.

IHUA (2009) analisou os mercados do Reino Unido e da Nigéria, explorando dez fatores-chave, com o objetivo de avaliar o seu impacto individual sobre o insucesso das PME. A definição destes dez fatores tem por base aqueles que têm sido quase sempre encontrados a partir de pesquisas e citados em artigos como os principais fatores que influenciam o insucesso das PME.

A metodologia de estudo utilizada baseou-se em inquéritos, procurando-se analisar os dez fatores qualitativos, que são os seguintes:

- Catástrofes e crise;
- Concorrência feroz;
- Inadequação de infraestrutura e falta de apoio social;
- Múltiplos e elevados impostos;
- Contabilidade e práticas contabilísticas pobres;
- Falta de capacidade de gestão;
- Esforços de venda e Marketing pobres;
- Pobres condições económicas;
- Planeamento inadequado e deficiente;
- Problemas financeiros.

O autor formulou duas hipóteses, a testar. A primeira hipótese dita que uma gestão pobre é o fator com influência crucial na falência de PME, tanto no Reino Unido como na Nigéria. A segunda hipótese prevê que há uma diferença significativa no impacto dos fatores-chave que conduzem as PME ao insucesso entre o Reino Unido e Nigéria. Para testar a primeira hipótese

foram analisadas as respostas aos inquéritos e para testar a segunda hipótese, recorreu-se ao teste estatístico *Chi-quadrado*. Ambas as hipóteses foram rejeitadas (IHUA, 2009).

Com este estudo concluiu-se que no Reino Unido a atenção necessita de ser focada nos fatores internos às organizações, como a má gestão. Na Nigéria, os fatores cruciais são as condições económicas fracas e infraestruturas inadequadas, ou seja, o foco deve ser nos fatores externos à organização (IHUA, 2009).

2.3 Estudos sobre Fatores Quantitativos

A análise dos estudos sobre fatores quantitativos está dividida em duas fases. Primeiro, são analisados estudos internacionais, para busca de ideias a aplicar a Portugal e não antes aplicadas. Seguidamente, são expostos estudos levados a cabo em Portugal, para conhecimento do que já foi realizado no nosso país, e do que falta ainda analisar.

2.3.1 Estudos Internacionais

Tanto quanto sabemos, o primeiro estudo empírico levado a cabo sobre esta temática é o de FITZPATRICK (1932)², o qual consistiu na comparação de rácios económico-financeiros de dezanove empresas falidas e dezanove empresas ativas industriais dos Estados Unidos da América, para o período compreendido entre 1920 e 1929. Os resultados apontam para a existência de diferenças significativa entre os rácios das empresas ativas e falidas, pelo menos até três anos antes da falência.

O estudo de BEAVER (1966) foi um dos primeiros de entre os estudos mais relevantes sobre o presente tema, tendo como objetivo investigar a capacidade dos rácios financeiros para preverem a falência das empresas até cinco anos antes da falência. O estudo abrangeu um período de dez anos (1954 a 1964) e foi utilizada uma amostra de 79 empresas falidas e 79 empresas não falidas, emparelhadas por setor e dimensão do ativo. O autor optou pela técnica de emparelhamento porque, segundo ele, a conceção de uma amostra emparelhada irá impedir que o setor e o tamanho do ativo interfiram na previsão da falência, apesar de poderem ser fatores de previsão de falência. BEAVER (1966) defendeu também que, segundo outros estudos sobre a análise de rácios, o mesmo valor de um rácio significa uma diferente probabilidade de falência em diferentes indústrias, sendo esta outra razão para a utilização da técnica de emparelhamento. Para além disto, a taxa de rendibilidade dos ativos da empresa torna-se mais estável à medida que o valor do ativo aumenta.

² Citado por ERCOLIN (2007).

BEAVER (1966) iniciou o seu estudo com trinta rácios financeiros, que foram tratados e analisados individualmente, tendo sido estudada a sua contribuição para a previsão da falência.

Para a seleção destes rácios o autor utilizou essencialmente três critérios:

1. Popularidade: frequência de presença na literatura;
2. O bom desempenho do rácio em estudos anteriores;
3. Definição do rácio em termos do conceito de *cash flow*.

Após o tratamento dos dados, o autor chegou às seguintes conclusões:

- A principal preocupação não deve estar nos rácios em si, mas sim nos dados contabilísticos que compõem estes mesmos rácios;
- Os dados contabilísticos podem ser avaliados em termos da sua utilidade para a capacidade de previsão.

Finalmente, BEAVER (1966) chegou à conclusão que os rácios mais relevantes para a previsão da falência empresarial são os seguintes:

Tabela 2.3.1: Rácios relevantes para a previsão de falência (BEAVER, 1966)

Rácios com maior relevância	Conclusões – Rácios
$R_a = \frac{\text{Fluxo de Caixa}}{\text{Passivo Total}}$	Ra: Não Falidas > Falidas
$R_b = \frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Ativo Total}}$	Rb: Não Falidas > Falidas
$R_c = \frac{\text{Passivo Total}}{\text{Ativo Total}}$	Rc: Falidas > Não Falidas
$R_d = \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Ativo Total}}$	Rd: Não Falidas > Falidas
$R_e = \frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo de Circulante}}$	Re: Não Falidas > Falidas

Fonte: BEAVER (1966)

O estudo de ALTMAN (1968) é um dos principais estudos clássicos, utilizado como base para diversos estudos posteriores. Com o objetivo de prever a falência empresarial até cinco anos de antecedência, o autor construiu um modelo utilizando a técnica de Análise Discriminante Múltipla, analisando o período de 1946 a 1966, e uma amostra de 33 empresas falidas (grupo 1) e 33 empresas saudáveis (grupo 2), tendo as empresas dos 2 grupos dimensão semelhante.

Para a seleção das variáveis independentes, ALTMAN (1968) parte de vinte e dois rácios, cuja escolha tem por base essencialmente três critérios:

1. A sua popularidade na literatura;
2. Potencialidade de serem relevantes para o estudo;
3. Rácios “novos” usados pela primeira vez neste estudo.

Destes vinte e dois rácios foram selecionados cinco, sendo estes os que fornecem um maior contributo conjunto para a previsão da falência empresarial. Os procedimentos de seleção destes 5 rácios foram os seguintes:

- Observação da significância estatística de cada variável independente (rácio financeiro), incluindo a determinação da contribuição relativa de cada uma das variáveis;
- Avaliação das correlações entre as variáveis relevantes (com maior valor de significância);
- Observação da precisão da previsão;
- Julgamento do analista.

Desta análise, foram selecionados os seguintes rácios:

$$X_1 = \frac{(\textit{Ativo Circulante} - \textit{Passivo Circulante})}{\textit{Ativo Total}}$$

Este rácio relaciona a liquidez da empresa e com a sua dimensão.

$$X_2 = \frac{\textit{Resultados Transitados}}{\textit{Ativo Total}}$$

Este rácio é introduzido pela primeira vez por este autor nos estudos sobre esta temática. Segundo o autor, este rácio funciona como *proxy* para medir a idade da empresa, sendo esperada uma maior probabilidade de falência por parte das empresas mais jovens do que das mais antigas .

$$X_3 = \frac{\textit{Resultado antes de juros e impostos}}{\textit{Ativo Total}}$$

Este é um rácio de rendibilidade do ativo, e mede a produtividade dos ativos da empresa, sem a consideração de juros e impostos. Este rácio foi o que registou a maior contribuição para o modelo, o que faz sentido, visto que a probabilidade de uma empresa lucrativa entrar em falência é praticamente nula.

$$X_4 = \frac{\text{Valor de Mercado do Capital Próprio}}{\text{Passivo Total}}$$

Quanto menor o valor deste rácio, mais próxima está a empresa de entrar em insolvência. Este rácio parece prever melhor a falência empresarial do que o rácio que considera o valor contabilístico do Capital Próprio, em vez do valor de mercado.

Este modelo apresenta a limitação da sua aplicação ser possível apenas para empresas de capital aberto, dado o facto de este rácio considerar valores de mercado.

$$X_5 = \frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo Total}}$$

Este último rácio, denominado rotação do ativo, mede a capacidade dos ativos gerarem vendas. Este rácio, a nível individual, apresenta um valor de significância relativamente baixo, mas numa análise multivariada apresenta a segunda maior contribuição para o modelo.

O modelo construído pelo autor, considerando estes rácios, e a respetiva ponderação, foi o seguinte:

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

O modelo criado por ALTMAN (1968) considera 3 zonas de risco de falência, de acordo com a probabilidade de falência (elevada, incerta e reduzida), definidas, respetivamente, como zona de risco elevado, zona cinzenta e zona de risco nulo ou muito baixo.

O modelo construído classifica corretamente as empresas entre o grupo 1 e o 2 em 95%, 72%, 48%, 29% e 36%, para um, dois, três, quatro e cinco anos antes da falência respetivamente. Daí conclui-se que o modelo de previsão de falência é fiável até dois anos antes da falência, diminuindo a sua precisão com o aumento do período de previsão antes de a falência ocorrer. Conclui-se também que os rácios se deterioram assim que a falência se aproxima.

ALTMAN (1968) defende que uma das aplicações que poderia ser dada ao modelo é a sua utilização por instituições de crédito. No entanto, defende que este não deve ser o único meio de avaliação da concessão de crédito, mas seria sim uma forma de diminuir os custos com esta avaliação.

Quando o z-score for elevado (acima de 3,0), a empresa necessitaria de uma avaliação menos aprofundada, dado o baixo risco de falência, enquanto o contrário aconteceria se o z-score

fosse baixo, dado o maior risco de falência. Poderia também ser utilizado para empréstimos de curto prazo ou para empréstimos de valor reduzido, pois a avaliação de concessão destes empréstimos é onerosa relativamente ao ganho que daí advém .

O modelo de (ALTMAN, 1968) poderá também ser utilizado como instrumento de controlo interno. Se o modelo for correta e periodicamente utilizado, tem a capacidade de prever problemas organizacionais com a devida antecedência, para alertar a gestão da gravidade da situação, a fim desta poder, atempadamente, tomar medidas para evitar a falência.

É também de referir que, segundo APPIAH et al. (2009), vários foram os investigadores que criticaram o trabalho de ALTMAN (1968), baseado na falta de prova *ex-ante*³ da capacidade de previsão dos rácios.

Os estudos anteriores a 1972 basearam-se essencialmente em amostras de empresas de média e grande dimensão, ignorando as empresas de pequena dimensão, devido à dificuldade de obtenção de dados (EDMISTER, 1972).

No entanto, a análise para amostras de pequenas empresas foi anteriormente sugerida, nomeadamente por BEAVER (1966) e ALTMAN (1968), defendendo este último esta utilização por haver maior incidência da falência empresarial em pequenas empresas.

No sentido de obviar esta lacuna, EDMISTER (1972) analisou a capacidade dos índices financeiros preverem o futuro fracasso ou sucesso das empresas de pequena dimensão.

Para tal, foi recolhida uma amostra de 562 empresas de pequena dimensão com empréstimos aprovados, e outras tantas com empréstimos recusados, para o período de 1954 a 1969.

A análise iniciou com dezanove rácios enfatizados em estudos anteriores, com exceção dos que exigem nas suas fórmulas informação acerca de contas a receber e contas a pagar. Destes rácios foram selecionados sete:

$$X_1 = \frac{\textit{Fluxo de Caixa}}{\textit{Passivo de Curto Prazo}}$$

$$X_2 = \frac{\textit{Capital Próprio}}{\textit{Vendas}}$$

³ Prova ex-ante refere-se à validação dos modelos antes do evento em análise ocorrer. Para o tema em estudo a validação ex-ante é a validação da capacidade do modelo para classificar as empresas como falidas alguns anos antes de ocorrer. Este tipo de validação tem grande interesse principalmente quando se pretende a utilização do modelo para efeitos de avaliação de concessão de crédito, pois pretende-se detetar as empresas que se encontram numa situação desfavorável, ou seja, a caminho da falência, e não falidas, pois estas não são sujeitas a qualquer avaliação.

$$X_3 = \frac{(\textit{Ativo Circulante} - \textit{Passivo Circulante})}{\textit{Vendas}}$$

$$X_4 = \frac{\textit{Passivo de Curto Prazo}}{\textit{Capital Próprio}}$$

$$X_5 = \frac{\textit{Existências}}{\textit{Vendas}}$$

$$X_6 = \frac{\textit{Liquidez Reduzida}}{\textit{Liquidez Reduzida (média 3 anos em análise)}}$$

$$X_7 = \frac{\textit{Liquidez Reduzida}}{\textit{Liquidez Reduzida (média do setor)}}$$

O modelo de EDMISTER (1972) classifica corretamente os empréstimos em recusados ou aprovados em 90%. O modelo construído foi o seguinte:

$$Z = 0,951 - 0,423X_1 - 0,293X_2 - 0,482X_3 + 0,277X_4 - 0,452X_5 - 0,352X_6 - 0,924X_7$$

ALTMAN et al. (1977) criaram e testaram um novo modelo de classificação de falência⁴, considerando os recentes desenvolvimentos em matéria de falência empresarial. Para tal, analisaram uma amostra de 58 empresas falidas e 58 empresas ativas, emparelhadas de acordo com o setor de atividade, para o período compreendido entre 1969 e 1975. O seu estudo foi considerado como um dos melhores modelos conhecidos, daí a grande importância da sua referência neste trabalho (MORRIS, 1997; APPIAH et al., 2009).

O modelo testado neste estudo mostra-se eficaz na classificação de empresas falidas até cinco anos antes da falência, tendo por base uma amostra de empresas constituídas por fabricantes e retalhistas. Os autores reconhecem que já foram construídos outros modelos com bons resultados, por isso apresentam algumas razões que justificam a construção deste outro modelo. A primeira razão prende-se com o princípio de que um modelo deve ser relevante para a população à qual será aplicado. Consideram ainda que existiu uma alteração da dimensão, e talvez do perfil financeiro, das empresas falidas, pois a dimensão média das empresas falidas

⁴ Designado no estudo por Zeta.

aumentou drasticamente. Daí, a necessidade de criar um novo modelo que tenha em conta estas características, e assim aumentar a eficiência e eficácia da previsão de falência empresarial no contexto atual. Adicionalmente, um modelo deve ser tão atual quanto possível em relação à natureza temporal dos dados. Outra das razões relaciona-se com o facto de estudos anteriores se terem concentrado apenas em empresas industriais ou num setor específico, acreditando os autores que com os ajustamentos apropriados, os retalhistas, grupo de empresas particularmente vulnerável, podem ser analisados na mesma base que as empresas industriais. Outra razão para a construção deste modelo baseia-se na adaptação às alterações nas normas de relato financeiro e práticas contabilísticas aceites. Por último, os autores consideram que este modelo serve para testar e avaliar os recentes avanços, ainda polémicos, da análise discriminante.

A análise discriminante é utilizada através da estrutura linear e quadrática, pretendendo os autores selecionar a estrutura que constrói o modelo mais eficiente e preciso. Os autores optaram pela estrutura linear, dado que esta seleciona apenas 7 variáveis contra as 35 da estrutura quadrática, tornando o processo desta última muito mais complexo. Para além disto, outra razão radica no facto de os testes de importância relativa das variáveis discriminantes, para seleção destas, ser baseado no modelo linear. A posição superior da estrutura linear verifica-se também aquando da classificação da precisão.

Para a seleção das sete variáveis acima referidas, os autores partiram de 27 variáveis iniciais, sobre as quais se aplicaram seis testes diferentes para se identificar as 7 variáveis. Os autores consideram que um modelo que adicionasse mais variáveis não teria, significativamente, melhores resultados, nem um modelo com menos variáveis teria um desempenho tão bom.

As 7 variáveis selecionadas são as seguintes:

$$X_1 = \frac{\textit{Resultados Antes de Juros e Impostos}}{\textit{Ativo Total}}$$

Esta variável, que mede a Rendibilidade do Ativo foi considerada a menos importante, mas dá uma contribuição relevante para o sucesso do modelo.

A segunda variável mais importante, segundo os resultados de todos os testes de seleção, com exceção do teste de significância univariada, é a variável X_2 . Esta variável é designada por Estabilidade dos Resultados, e é mensurada por uma medida normalizada dos erros padrão estimados, em torno de uma tendência de 10 anos da variável X_1 .

$$X_3 = \frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos}}{\text{Pagamentos Totais dos Juros}}$$

Esta variável espelha o serviço da dívida, medido pelo rácio de cobertura de juros.

$$X_4 = \frac{\text{Resultados Transitados(Retidos)}}{\text{Ativo Total}}$$

Esta medida da rendibilidade acumulada foi considerada a variável mais importante, quer medida univariavelmente quer multivariavelmente, e independentemente do teste de seleção utilizado.

$$X_5 = \frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$$

A variável 5 consiste na determinação do rácio de Liquidez, com o intuito de medir a capacidade da empresa solver os seus compromissos de curto prazo atempadamente.:

$$X_6 = \frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Capital Total}}$$

O rácio de Capitalização considera o capital próprio ou o valor do património como a média de cinco anos do valor total de mercado e não do valor contabilístico; o denominador inclui ações preferenciais, passivo de longo prazo e locações capitalizadas.

$$X_7 = \log(\text{Ativo Total})$$

A variável X_7 – Dimensão – é medida através do logaritmo do ativo total.

Um dos elementos mais importantes que este estudo acrescentou aos demais estudos sobre o tema foi o facto de considerar diferentes custos para os diferentes tipos de erros de classificação.

ALTMAN et al. (1977) concluíram que a precisão de classificação de falência do modelo é de 96% e de 70% para um e cinco anos antes da falência, respetivamente. Adicionalmente, os seus resultados permitem concluir que a inclusão de retalhistas, na amostra de empresas industriais, não afeta negativamente os resultados.

Por fim, os autores consideram como aplicações práticas deste modelo os seguintes aspetos:

- Análise de concessão de crédito a empresas por instituições financeiras e não financeiras;
- Identificação de investimentos de risco indesejável para gestores de carteiras e investidores individuais;
- Auxílio nas auditorias interna e externa das empresas, no que diz respeito às considerações de continuidade das atividades, entre outros aspetos.

Dois anos mais tarde, ALTMAN et al. (1979) realizaram um estudo tendo por base uma amostra de empresas brasileiras. O principal objetivo deste estudo é examinar a evolução, para o período de 1975 a 1977, das falências no Brasil e desenvolver, testar e analisar um modelo quantitativo para classificar e prever problemas financeiros nas empresas. Para tal, foi colhida uma amostra de 58 empresas, das quais 23 são designadas pelos autores como amostra do “Problema Sério” (PS) e 35 designadas por amostra “Sem Problema” (NP) .

Este trabalho teve por base o estudo de ALTMAN (1968), entre outros aspetos, pela utilização da Análise discriminante. Para além disto, partiu da utilização dos rácios que ALTMAN (1968) considerou como sendo importantes, embora tenha feito algumas alterações devido à diferente realidade contabilística do Brasil. Para a seleção dos rácios relevantes para este estudo, foi aplicado o teste “F” para testar a significância das variáveis, tal como ALTMAN (1968). Para além de utilizar a técnica de avaliação de significância, o estudo recorre igualmente à observação do coeficiente desta variável independente (rácio) e compara o seu sinal com o sinal esperado.

Após a aplicação desta metodologia, ALTMAN et al. (1979) chegam à conclusão que, das variáveis consideradas inicialmente, aquelas que são relevantes para o seu modelo são as seguintes:

$$X_2 = \frac{\textit{Capital Não Exigível pelos Accionistas}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_3 = \frac{\textit{Resultado Antes de Juros e Impostos}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_4 = \frac{\textit{Valor Contabilístico do Capital Próprio}}{\textit{Passivo Total}}$$

$$X_5 = \frac{\textit{Vendas}}{\textit{Ativo Total}}$$

O modelo apresenta uma precisão de 88% para um ano antes da falência, e de 78% para três anos antes da falência. O modelo construído foi o seguinte:

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

O estudo de APPIAH et al. (2009) teve por base o mercado do Reino Unido, para o período de 1994 a 2004. O principal objetivo deste trabalho foi encontrar os indicadores que respondem à questão do porquê de umas empresas crescerem e prosperarem, e outras falharem, numa abordagem abrangente. Para a classificação individual dos rácios utilizou a análise discriminante múltipla e a análise univariada.

Relativamente à amostra, esta é composta por 31 empresas falidas (designadas no estudo por grupo 0) e 31 não falidas (grupo 1), emparelhadas por setor. Não estão emparelhadas por dimensão, pois os autores defendem que a análise discriminante múltipla requer uma seleção aleatória da amostra.

Os autores recorreram aos rácios utilizados por ARGENTI (1983)⁵, contudo, referiram que uma das limitações do seu estudo era precisamente a utilização de rácios de um estudo relativamente antigo. Neste contexto, APPIAH et al. (2009) consideram que uma área a aprofundar é o desenvolvimento de um novo conjunto de rácios ,pelo que, numa fase posterior do trabalho, selecionaram um novo conjunto de rácios.

Ainda relativamente aos rácios utilizados como variáveis independentes, os autores concluem que ocasionalmente os rácios se movem na direção errada, “enganando-nos” e “contando-nos histórias falsas”.

O modelo construído por estes autores alcançou uma percentagem de classificação correta de 97,3%, após a modificação do modelo e da amostra. Anteriormente tinha sido alcançada uma percentagem de classificação correta de 79%, pelo que a consideração das novas variáveis veio acrescentar valor ao modelo dos autores.

O modelo então construído, sem mais alterações, foi o seguinte:

$$Z = 1,127 - 0,001X_1 - 0,129X_2 + 0,538X_3 + 0,344X_4 + 0,402X_5 + 0,496X_6 - 2,101X_7 \\ - 0,378X_8 + 0,008X_9 + 0,084X_{10}$$

⁵ Citado por APPIAH et al. (2009).

É também referido pelos autores que este artigo tem motivos suficientes para apoiar o argumento de MOYER (1977)⁶ e APPIAH et al. (2009), de que a utilização, genuinamente, de uma amostra pós-datada de empresas para validar o modelo conduz a que a capacidade preditiva do Z-score desapareça.

Relativamente aos rácios, concluiu-se neste estudo que a medida de alavancagem do rendimento é o rácio com melhor poder discriminante. Para além disto, a rendibilidade representa a maior contribuição, tanto a nível individual como para o modelo. O segundo rácio mais importante para o modelo é o rácio de liquidez, que resulta do cociente entre o Ativo Circulante e o Passivo Circulante.

2.3.2 Estudos Nacionais

O estudo de MARTINHO (1998) é o primeiro conhecido sobre o tema em Portugal. O objetivo deste estudo foi estudar a capacidade preditiva de modelos baseados nos *cash flows* ou, como são vulgarmente denominados, *cash flows*. Para tal, partiu de uma amostra de 19 empresas falidas e 19 empresas não falidas, relativamente a um período de cinco anos. Para este período foram construídos três modelos. Os anos escolhidos para construção dos modelos tiveram por base dois critérios: os que, segundo o juízo do autor, pareceram mais adequados ao objetivo em análise e em conformidade com os dados obtidos de elementos de *cash flow*. Assim, foram selecionados os anos 5 (ano base), 4 (ano anterior) e o ano 2.

Para a construção dos modelos foi utilizada a análise discriminante, sendo a utilização de modelos *Probit* e *Logit* uma sugestão dada por MARTINHO (1998) para melhorar o modelo em estudos futuros, sugestão essa que pretendemos seguir no nosso estudo.

De entre os três modelos construídos, aquele que apresentou maior êxito de classificação foi o construído para o ano 2, com uma percentagem de classificação correta de 68,42%. O modelo alcançado para o ano 2 foi o seguinte:

$$Z_1 = 0,60136R_{23} - 0,42051R_{18} - 0,41774R_{38} + 0,40790R_{12} + 0,54040R_{14} + 0,19729R_4$$

Sendo,

$$R_{23} = \frac{\text{Aumento no Invest.} + \text{Despesas de Capital} + \text{Aquisições} + \text{Outros Usos de Invest.}}{\text{Cash Flow de Atividades de Exploração}}$$

⁶ Citado por APPIAH et al. (2009).

$$R_{18} = \frac{\text{Montante do Pagamento Dívida de 1/prazo}}{\text{Cash Flow Total}}$$

$$R_{38} = \frac{\text{Disponibilidades}}{\text{Dívidas Correntes}}$$

$$R_{12} = \frac{\text{Cash Flow Total}}{\text{Juros Pagos} + \text{Redução da Dívida de 1/prazo} + \text{Outros Usos Financ.}}$$

$$R_{14} = \frac{\text{Redução na Dívida de 1/prazo} + \text{Outros Usos Financeiros}}{\text{Média da Dívida 1/prazo}}$$

$$R_4 = \frac{\text{Cash Flow de Atividades de Exploração}}{\text{Média de Ativos Totais}}$$

Para chegar a estes seis rácios, o autor partiu dos 40 rácios que considerou terem maior capacidade preditiva de falência.

MARTINHO (1998) concluiu que existe variação das variáveis independentes ao longo do tempo, pois as variáveis selecionadas para os três modelos não são sempre as mesmas. E refere três fatores como possível justificação para esta situação, como a tecnologia, a competitividade e a estratégia empresarial.

Algo também interessante a acrescentar são alguns dos pontos que o autor destacou na sua revisão de literatura que nos ajudam a perceber melhor a evolução dos estudos sobre esta temática. Refere que se começou por analisar os rácios como preditores da falência empresarial, individualmente. De seguida, partiu-se para estudos que analisavam vários rácios em conjunto, designados de estudos multivariantes, em que se provou que um pequeno grupo de rácios tem melhor fidelidade de previsão de que um único rácio.

Foi igualmente relevante para o estudo desta temática a evidência de que a exatidão da classificação diminui com o aumento do número de anos antes da falência ocorrer.

A metodologia multivariante mais utilizada foi a análise discriminante, sendo inicialmente a única metodologia multivariante utilizada. Mais tarde passou a ser também utilizada a análise *Logit*, tendo a sua utilização a virtude de não colocar restrições nas distribuições das variáveis predictoras. Por fim, a preocupação dos estudos sobre o tema da previsão da mortalidade recaiu sobre a seleção das variáveis independentes, sendo uma das hipóteses utilizadas para reduzir o número de variáveis independentes, a análise fatorial.

Santos (2000) analisou uma amostra composta por 48 PME que entregaram processos de falência e 48 PME ativas, pertencentes ao setor têxtil e do vestuário, e cobrindo o período de análise de 1994 a 1999, tendo a amostra sido emparelhada por sector de atividade. Não foi utilizada nenhuma outra técnica de emparelhamento, pois, segundo o autor, nos estudos anteriores não foi provado que esta técnica melhorasse a capacidade de previsão de falência e de classificação.

A amostra inicial foi dividida em subamostras para derivação dos modelos (21 PME), para validação da capacidade de classificação e previsão *ex-post* (19 PME) e para avaliar a capacidade de previsão *ex-ante* (9 PME). Estas subamostras foram constituídas por empresas ativas e falidas de dimensão semelhante.

Para elaboração do seu trabalho, SANTOS (2000) recorre às técnicas estatísticas de análise discriminante e regressão logística. No entanto, ao contrário de outros trabalhos, o autor não faz a seleção do melhor modelo de entre os construídos através das duas técnicas estatísticas referidas, mas defende que cada modelo fornece informação diferente.

Os modelos estimados foram os seguintes:

- Função Discriminante:

$$IG = -0,443R_6 + 0,8R_{16} + 0,629R_{33} + 0,458R_{46}$$

Sendo:

$$R_6 = \frac{\textit{Ativo Circulante}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$R_{16} = \frac{\textit{Capital Próprio}}{\textit{Vendas Líquidas}}$$

$$R_{33} = \frac{\textit{Cash Flow}}{\textit{Passivo de Curto Prazo}}$$

$$R_{46} = \frac{\textit{Passivo Total}}{\textit{Fundo de Maneio}}$$

- Função Logística:

$$Z = 2,314 - 13,89R_6 + 27,693R_{16} + 13,284R_{33}$$

Sendo:

$$R_6 = \frac{\textit{Ativo Circulante}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$R_{16} = \frac{\textit{Capital Próprio}}{\textit{Vendas Líquidas}}$$

$$R_{33} = \frac{\textit{Fluxo de Caixa}}{\textit{Passivo de Curto Prazo}}$$

A seleção destes rácios teve por base os rácios utilizados com maior frequência em estudos anteriores, aos quais foi aplicado o tratamento dos valores extremos e aplicado o teste de normalidade.

Em relação à validação de ambos os modelos, estes apresentaram uma percentagem de classificação correta de 92,9% e de 97,6%, para o modelo discriminante e logístico, respetivamente, para um ano antes da falência.

Considera-se como um dos pontos fracos deste estudo a não utilização de fatores qualitativos, embora tal seja considerado como uma sugestão para investigações futuras.

Um aspeto positivo deste trabalho, e que gostaríamos de seguir no nosso estudo, é a avaliação da capacidade de previsão dos modelos *ex-post* e *ex-ante*, sendo a falta deste último uma das críticas ao trabalho de ALTMAN (1968).

BARROS (2008) analisou a questão da previsão de falência para uma amostra de PME portuguesas, tendo por base o ano de 2005. Este estudo tem então como principal objetivo:

“Aferir a aplicabilidade de um modelo de classificação da situação financeira de empresas, de forma a permitir identificar estatisticamente aquelas com tendência para falir, no âmbito do enquadramento e características específicas das pequenas e médias empresas portuguesas” (BARROS, 2008, p. IV).

Para construção do modelo de previsão de falência, BARROS (2008) utiliza os modelos *Logit*, *Probit* e *Gompit*, não recorrendo à análise discriminante utilizada por grande parte dos estudos anteriormente realizados sobre o tema. Esta opção é defendida pelo autor, afirmando que *“para que a regra de previsão seja ótima, esta técnica requer a suposição de normalidade multivariada das variáveis independentes e de matrizes de variância – covariância iguais nos dois grupos” (BARROS, 2008, p. 29).*

De entre os três modelos utilizados, BARROS (2008) conclui que o modelo *Gompit* é o mais adequado, tendo em conta o tipo de erro mais oneroso, que segundo a maioria dos utilizadores, é aquele que classifica como ativa uma empresa falida.

Os rácios base utilizados neste trabalho são os de ALTMAN (1968), dado que, segundo Barros (2008), são rácios vulgarmente aceites como espelhando a situação económico – financeira das empresas.

Os rácios inicialmente selecionados foram os seguintes:

$$R_3 = \frac{\text{Resultados Líquidos} + \text{Impostos} + \text{Encargos Financeiros}}{\text{Ativo Total}}$$

$$R_4 = \frac{\text{Vendas} + \text{Prestação de Serviços}}{\text{Ativo Total}}$$

$$R_5 = \frac{\text{Total do Capital Próprio}}{\text{Passivo Total}}$$

$$R_6 = \frac{\text{Caixa} + \text{Depósitos}}{\text{Passivo Total de Curto Prazo}}$$

$$R_7 = \frac{\text{Total do Ativo} - \text{Imobilizado} - \text{Acréscimos} - \text{Inventários}}{\text{Passivo Total de Curto Prazo}}$$

$$R_9 = \frac{\text{Resultados Líquidos}}{\text{Vendas} + \text{Prestações de Serviços}}$$

$$R_{10} = \frac{\text{Clientes}}{\text{Vendas} + \text{Prestações de Serviços}} \times 365$$

$$R_{13} = \frac{\text{Total do Capital Próprio}}{\text{Ativo Total}}$$

A partir destas variáveis, é construído o seguinte modelo *Gompit*:

$$prob[y_i = 1] = \exp^{-\exp^{-(15,150R_3 + 0,371R_4 + 0,940R_5 - 4,165R_6 + 2,139R_7 + 9,654R_9 - 0,005R_{10} + 6,382R_{13} - 2,035)}}$$

A validação deste modelo resultou numa classificação correta de 95% até um ano antes de a falência ocorrer. BARROS (2008) concluiu que o tempo de vida das empresas falidas é, em média, cerca de metade do verificado pelas empresas não falidas.

GONÇALVES (2011) analisou uma amostra de PME portuguesas, tendo por base o ano de 2010, com o intuito de construir um modelo que estime a probabilidade de falência empresarial a um, três e cinco anos antes da sua ocorrência, recorrendo ao modelo *Logit*. O modelo foi estimado considerando as variáveis independentes desfasadas um, três e cinco anos, concluindo-se nos resultados do estudo que o modelo com variáveis independentes desfasadas um ano da falência foi o que apresentou melhor capacidade de previsão e de classificação. Constatou-se também que esta capacidade de previsão foi-se degradando à medida que foram utilizadas variáveis independentes com maiores desfasamentos em relação à data da falência, tal como estudos analisados anteriormente também referiram (BARROS, 2008).

Para a seleção das variáveis independentes do modelo foi estudado o contributo de um conjunto de rácios de alavancagem, liquidez, rendibilidade e atividade. No modelo foram incluídos rácios de liquidez, atividade, rendibilidade, solvabilidade e endividamento das empresas. De entre os rácios analisados, GONÇALVES (2011) verificou que o *cash flow* sobre o ativo total, o endividamento e rendibilidade líquida do ativo foram os indicadores mais importantes para a previsão de falência. Os rácios inseridos no modelo são os seguintes:

$$\text{Cobertura do Ativo por Resultados Transitados} = \frac{\text{Resultados Transitados}}{\text{Ativo Total}}$$

$$\text{Equity to Debt Ratio} = \frac{\text{Capital próprio}}{\text{Passivo}}$$

$$\text{Rácio do Fundo de Maneio} = \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Ativo Total}}$$

$$\text{Rendibilidade Operacional do Ativo} = \frac{\text{Resultado Operacional}}{\text{Ativo Total}}$$

$$\text{Rotação do Ativo} = \frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo Total}}$$

$$\text{Rendibilidade Líquida do Ativo} = \frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Ativo Total}}$$

$$\text{Liquidez Geral} = \frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$$

$$\text{Endividamento} = \frac{\text{Passivo Total}}{\text{Ativo Total}}$$

$$\text{Estrutura de Endividamento} = \frac{\text{Capitais Alheios de Curto Prazo}}{\text{Capitais Alheios}}$$

$$\text{Cashflow Ativo Total} = \frac{\text{Resultados Líquidos} + \text{Amortizações} + \text{Provisões}}{\text{Ativo Total}}$$

$$\text{Rendibilidade Económica} = \frac{\text{Resultados Líquidos} + \text{Impostos} + \text{Encargos Financeiros}}{\text{Ativo Total}}$$

Relativamente à variável dependente esta é, como na maioria dos estudos acima, dicotómica e toma os valores 0 ou 1, sendo a empresa considerada ativa ou insolvente, respetivamente.

O autor começou por estimar um modelo *Logit* (modelo I) para 1, 3 e 5 anos antes da data da falência. No entanto, verificou que existiam casos de multicolinearidade e, para fazer face a esta situação, estimou um novo modelo, designado no estudo por modelo II, que excluiu uma de duas variáveis que se apresentavam fortemente correlacionadas. Porém, pela comparação dos dois modelos estimados, verificou-se que o modelo II não trouxe melhorias, registando taxas de erro aparente relativamente superiores, para os dois tipos de erro.

Quando no parágrafo anterior é feita referência ao erro aparente, este é assim designado, porque os erros estimados derivam da aplicação ao modelo dos dados que lhe serviram de base para a sua construção. Este facto pode ser considerado um dos pontos fracos deste estudo.

É salientado no estudo que o modelo aí construído classifica melhor empresas ativas do que empresas falidas. Para além desta conclusão, GONÇALVES (2011) também concluiu que a falência empresarial, em particular a falência de PME, é influenciada em grande medida por outros indicadores que muitas vezes não derivam de informação contabilística e financeira.

O trabalho de CORREIA (2012) é o mais recente estudo português conhecido sobre a previsão de falência. Este estudo teve por objetivo a determinação de variáveis capazes de prever a probabilidade de insolvência das empresas portuguesas, considerando para tal uma amostra de

150 empresas insolventes e 150 empresas em atividade, pertencentes ao sector da construção. A autora aplicou os modelos de probabilidade linear, o *Logit* e o *Probit*, e definiu um conjunto de oito indicadores económico-financeiros que julgou pertinentes para o estudo da temática da insolvência, nomeadamente tendo por base variáveis consideradas relevantes em estudos anteriormente levados a cabo, como rácios de liquidez, rendibilidade, atividade e endividamento.

Os resultados deste estudo permitem concluir que os modelos exibem uma diminuição do poder explicativo ao longo do período em que se afastam da insolvência, consistente com os resultados de GONÇALVES (2011).

De um modo geral, o modelo *Probit* apresentou-se como sendo o melhor modelo para a explicação do fenómeno de insolvência.

Os resultados obtidos permitiram ainda concluir que existem diferenças significativas entre a probabilidade de uma empresa ter sucesso e ter dificuldades. Segundo CORREIA (2012), o rácio que se mostrou especialmente importante para a previsão de insolvência foi o rácio de *cash-flow* sobre ativo total, o que está em consonância com a evidência de BEAVER (1966). As empresas que apresentavam maiores valores para este rácio, incorriam numa menor probabilidade de insolvência.

3 METODOLOGIA

A metodologia de estudo tem como objetivo a análise de possíveis determinantes quantitativos.

As duas metodologias de estudo possíveis para este tipo de análise, poderiam ser a análise univariada ou a análise multivariada. Com a primeira, a análise recairia diretamente sobre os rácios individualmente e a partir daí chegar-se-ia aos determinantes de mortalidade. No entanto, a análise multivariada foi mais utilizada e eficiente nos estudos analisados na revisão da literatura, por isso optou-se pela análise multivariada. Para além disto, a análise multivariada permite-nos encontrar os rácios mais significativos na previsão de falência, tendo em conta a sua relação com os restantes rácios alvo desta mesma análise.

Apesar da análise multivariada ser a abordagem escolhida, será feita, igualmente, uma pequena análise univariada, em complemento da primeira, através da análise de diferenças entre grupos das médias das variáveis⁷.

A análise multivariada, garantindo estas vantagens, recorre à construção de um modelo cujas variáveis independentes são um conjunto de rácios, e a variável dependente é categórica – empresa falida versus empresa ativa, neste caso (HAIR et al., 2009).

A construção de um modelo, nesta análise, permite que com este seja possível atingir não só o objetivo central do estudo, de identificar as determinantes de mortalidade, mas também permite a sua utilização futura, para distinguir entre empresas falidas e empresas ativas, o que é útil no apoio a processos de tomada de decisão dos gestores financeiros, ou de outros *stakeholders*. Como afirmam BREALEY et al. (1997), compreender o passado é um prelúdio para contemplar o futuro, daí acreditar-se na capacidade do modelo de funcionar no futuro.

Para além do modelo, atrás referido, para a amostra dita geral, de que fazem parte PME portuguesas, independentemente do setor ou da região a que pertencem, serão estimados outros três modelos.

Estes três modelos resultam da divisão da amostra por diferentes setores. O primeiro designado de C, pelo Código CAE da Revisão 3, é o setor das Industrias Transformadoras, e inclui os códigos CAE iniciados entre 10 e 33. O segundo modelo é estimado para o setor F, setor da Construção, e inclui as empresas com os códigos CAE iniciados entre 41 e 43. O terceiro e último modelo é do setor G, inclui os códigos CAE iniciados entre 45 e 47, designado de setor do Comércio por Grosso e a Retalho; Reparação de veículos automóveis e motociclos.

⁷ Ver capítulo 3.4

A escolha destes setores teve em conta os dados disponíveis, para cada setor, na respetiva base de dados, tendo em conta o tamanho mínimo que uma amostra deve ter de cinco observações por cada variável independente (HAIR et al., 2009).

A opção pela estimação de modelos setoriais, para além do modelo para a amostra geral, deve-se ao interesse em avaliar se desta forma é possível alcançar melhores resultados e modelos mais robustos, a nível de cumprimento de suposições, dos testes de avaliação de ajuste e validação dos modelos. No entanto, é necessário ter sempre presente que estas amostras são mais pequenas, pois traduzem apenas uma parte da amostra original. Uma amostra menor pode significar problemas na estimação do modelo, porém pretende-se cumprir pelo menos o tamanho mínimo da amostra recomendado por HAIR et al. (2009)⁸.

3.1 Amostra

Os dados reunidos para a formação das diversas amostras teve por base duas fontes: a base de dados SABI disponibilizada pelo ISCA-UA, de onde foram retiradas as informações das empresas ativas, e a base de dados da Coface Portugal – Serviços, gentilmente cedida por esta entidade, de onde foram recolhidos os dados das empresas falidas.

A variável dependente representa a situação da empresa e pode assumir duas categorias: empresa falida e empresa ativa. A variável dependente é qualitativa⁹. No modelo, esta variável é designada por X_1 .

Tabela 3.1.1: Designação de grupos da amostra por modelos

	Modelo Geral	Modelos Setoriais		
		Setor C	Setor F	Setor G
Técnica estatística	<i>Regressão Logística</i>	<i>Análise Discriminante</i>	<i>Regressão Logística</i>	<i>Regressão Logística</i>
Designação de grupos	Grupo0: empresas ativas Grupo1: empresas falidas	Grupo0: empresas falidas Grupo1: empresas ativas	Grupo0: empresas ativas Grupo1: empresas falidas	Grupo0: empresas ativas Grupo1: empresas falidas

Fonte: Elaboração própria.

Esta designação de grupos é desejável desta forma para os modelos que utilizam a regressão logística, tendo em conta o objetivo da pesquisa, pois o modelo exprime a probabilidade de ocorrer o evento, cujo grupo é designado por 1, neste caso, a probabilidade de

⁸ Tamanho ideal da amostra geral é de 20 observações por cada variável, logo 260 observações; e tamanho mínimo de amostra é de 5 observações por cada variável, logo 65 observações.

⁹ A variável dependente também podia ser quantitativa, sendo no entanto necessário, para a sua inserção no modelo, a sua transformação numa variável dicotómica.

uma empresa ser considerada falida. O mesmo não se verifica com a utilização da análise discriminante.

Deve ser definida a população teórica¹⁰ e a população do estudo¹¹. A população teórica, para o modelo geral, são todas as PME portuguesas falidas no período de 2007 a 2010, e PME portuguesas ativas em 2010. A população de estudo, para o mesmo modelo, consiste, de entre as empresas da população teórica, naquelas que disponibilizaram os seus dados em bases de dados, não existindo nenhuma restrição de região ou de outra natureza entre os dois tipos de população. Espera-se portanto que as duas populações sejam iguais.

Para os modelos setoriais apenas se altera que ambas as populações são constituídas por PME do setor específico em análise.

Seleção aleatória de PME a partir de duas bases de dados: SABI, para as empresas ativas e Coface, para as empresas falidas.

Poderiam ser utilizados dois tipos de amostras: amostra de dimensão igual de grupo ou amostra com grupos de dimensões proporcionais à população. No entanto, optou-se por uma amostra de grupos de dimensão igual, porque o propósito final é a distinção entre dois grupos e, sendo apenas esta a preocupação, não faz sentido que haja um grupo com maior dimensão. Para além disto, dimensões diferentes podem proporcionar maior possibilidade de classificação para o grupo de maior dimensão (HAIR et al., 2009). Para além disto, estimamos um modelo mais estável, isto porque o número de empresas ativas e falidas pode variar para proporções relativas muito diferentes.

O tamanho geral da amostra ideal é de 20 observações por cada variável preditiva (HAIR et al., 2009). Tendo em conta que foram selecionadas 13 variáveis independentes (variáveis preditivas) então a nossa amostra geral deveria ser de aproximadamente 260 observações. No entanto, dada a disponibilidade de dados obtida, este valor difere para cada um dos modelos.

Para além da amostra referida atrás, designada de amostra de estimação, construiu-se uma amostra de validação para avaliar a precisão do modelo a construir¹².

¹⁰ Conjunto de todos os elementos, do qual faz parte a amostra.

¹¹ De entre os elementos da população teórica aqueles que podem ser acedidos.

¹² Tanto a amostra de estimação como a amostra de validação deve ter tamanho adequado para suportar as conclusões dos resultados (HAIR et al., 2009).

Tabela 3.1.2: Caracterização das amostras por modelos

			Tamanho geral	Tamanho grupos	Casos perdidos	Tamanho geral final	Tamanho grupos final
Modelo geral	Amostra de estimação	Empresas falidas Empresas ativas	300	150 150	22 – 7,3%	278	147 131
	Amostra de validação	Empresas falidas Empresas ativas	268	134 134	21 – 7,8%	247	120 127
Setor C	Amostra de estimação	Empresas falidas Empresas ativas	100	50 50	2 – 2,0%	98	50 48
	Amostra de validação	Empresas falidas Empresas ativas	90	45 45	1 – 1,1%	89	44 45
Setor F	Amostra de estimação	Empresas falidas Empresas ativas	100	50 50	8 – 8,0%	92	47 45
	Amostra de validação	Empresas falidas Empresas ativas	82	41 41	2 – 2,4%	80	40 40
Setor G	Amostra de estimação	Empresas falidas Empresas ativas	80	40 40	0 – 0,0%	80	40 40
	Amostra de validação	Empresas falidas Empresas ativas	58	29 29	0 – 0,0%	58	29 29

Fonte: Elaboração própria.

Como pode ser verificado na Tabela 3.1.2, o tamanho geral da amostra dos modelos setoriais não cumpre o tamanho ideal recomendado por HAIR et al. (2009), mas cumpre o tamanho mínimo.

Poder-se-ia diminuir a amostra de validação para aumentar a amostra de estimação, no entanto, considera-se a validação com a amostra de validação extremamente importante, porque estimou-se um modelo que se espera que funcione com empresas para além das empresas da amostra de estimação, e a validação com a amostra de validação dá um primeiro indício de se o modelo vai funcionar ou não na prática com outras empresas.

3.2 Rácios

Rácios como Variáveis Independentes

A escolha das variáveis independentes torna-se essencial neste estudo, não apenas porque se pretende construir um modelo que preveja o melhor possível a falência de uma empresa com base nestas variáveis, mas também porque é a partir da seleção das variáveis independentes que se pretende perceber quais são as determinantes da mortalidade das PME portuguesas.

A opção pela utilização de rácios como variáveis independentes teve em consideração, em primeiro lugar, o facto de todos os estudos semelhantes analisados, que se centram na

construção de modelos de previsão de falência, os utilizarem, e por esta utilização facilitar a reutilização prática do modelo de previsão de falência que aqui será construído.

Apesar da grande ajuda dos rácios, vários autores referem, entre eles NEVES (2000) e BREALEY et al. (1997), que os rácios raramente dão respostas, mas ajudam a colocar as questões adequadas, estando estas respostas nos aspetos qualitativos da gestão. É precisamente aí que pretendemos chegar. Após a construção do modelo e após se concluir quais os rácios mais significativos na previsão da falência, pretende-se analisar os rácios selecionados para tentar perceber com que fatores qualitativos ligados à empresa eles se relacionam, e assim concluir quais são, pelo menos, alguns dos determinantes de mortalidade das PME portuguesas em termos qualitativos.

A razão do interesse em encontrar as determinantes da mortalidade em termos qualitativos é para facilitar a adoção de medidas que poderão ser tomadas no combate à mortalidade. É, com certeza, uma grande ajuda na tomada destas decisões quando se parte do conhecimento das distorções de carácter quantitativo e qualitativo.

Os rácios de uma empresa devem ser comparados com os valores dos mesmos rácios das empresas do mesmo setor e das empresas em geral, independentemente do setor, no entanto, é mais comum, nas obras sobre o tema, a referência apenas à comparação com empresas do mesmo setor de atividade. Aqui é defendida também a comparação com empresas de outros setores pois, no caso de PME, existem fatores que influenciam as empresas em geral, independentemente do setor a que pertencem (JORGE, 2010).¹³ Este autor refere ainda que a competitividade de um país deriva diretamente do desempenho que as suas empresas possam ter (referindo-se às empresas em geral). Esta ideia leva-nos a concluir que as empresas em geral, de um mesmo país, apresentam, numa visão global, um desempenho semelhante, logo, existem fatores que influenciam as empresas em geral, conduzindo a que estas tenham comportamentos semelhantes. É também neste sentido que se optou pela construção de um modelo sem distinção do setor, para além dos modelos por setoriais.

Existem fatores que motivam a falência das empresas em geral, independentemente do seu setor, e isto pode ser verificado atualmente, em que a maioria das empresas enfrenta as

¹³ Em princípio, não se esperava que o trabalho de JORGE (2010), fosse utilizado para a compreensão da utilidade dos rácios na avaliação do desempenho de um empresa, visto que este estudo se centra na indústria hoteleira, no entanto, como o próprio autor refere apesar da concentração na indústria hoteleira, este estudo poderá facilmente ser transferível para qualquer tipo de empresa.

mesmas dificuldades. Para se analisar concretamente qual a melhor das abordagens, será aqui construído um modelo geral e três modelos setoriais.

BREALEY et al. (1997) partilham da opinião de que algo influencia as empresas em geral, recorrendo à empresa *Internacional Paper* para o demonstrar, afirmando que esta é afetada tanto pela situação do conjunto da economia, como pela prosperidade do setor específico. Afirma ainda que, em média, estima-se que 17% da variação anual dos resultados da referida empresa, é devida a variações nos resultados agregados de todas as empresas.

Neste sentido, poder-se-á pensar que o problema das empresas falirem não está apenas no interior das empresas, ou seja, na má gestão, falta de motivação ou outros fatores de cariz interno, e portanto não será suficiente calcular rácios apenas com base em informações internas. No entanto, espera-se que estes fatores externos se reflitam nas contas internas das empresas e desta forma, apesar de não se conhecer exatamente que fator externo está a conduzir a empresa à falência, poder-se-á identificar que área interna deve ser sujeita a um maior cuidado.

Apesar de a maioria dos rácios selecionados ser composto por dados internos das empresas, foi também selecionado um rácio que pretende medir a influência direta dos fatores externos na falência das PME portuguesas, designado por BREALEY et al. (1997) de Beta Contabilístico. Este rácio relaciona a variação dos lucros da empresa com a variação dos lucros agregados de todas as empresas.

A utilização dos rácios financeiros é já utilizada pelos analistas de crédito para avaliar o risco de crédito de uma empresa, no entanto estes são utilizados de forma individual. O modelo que aqui se irá propor também poderá ser utilizado por estes mesmos analistas e também recorre aos rácios, mas de forma conjunta, o que permite que seja feita uma avaliação um pouco mais objetiva, bem como reduzir custos, pois permitirá uma análise menos demorada.

A utilização dos rácios como variáveis independentes também se justifica pela sua capacidade de previsão, não apenas pela sua utilização na previsão da falência em estudos anteriores, mas também por os rácios financeiros ajudarem a prever os *ratings* das obrigações. BREALEY et al. (1997) justificam esta última capacidade por existirem padrões que podem ser verificados, exemplificando que as empresas com melhor *rating* das obrigações normalmente apresentaram rácios de endividamento mais baixos, rácios de cobertura de juros por lucros mais elevados, maior rendibilidade do ativo e um longo registo histórico de pagamento de dividendos.

Outra particularidade dos rácios, que torna a sua utilização vantajosa, é o facto de poderem revelar fenómenos de várias naturezas, entre elas de natureza financeira, económica, económico-financeira, de funcionamento ou técnica (NEVES, 2000). Neste sentido, é importante

que o modelo de previsão de falência que aqui se pretende construir inclua rácios de várias naturezas, para que se possa obter um leque significativo das possibilidades de determinantes da mortalidade das PME portuguesas.

A utilização generalizada dos rácios nos vários estudos acerca da previsão de falência deve-se também ao facto de ser aceite na generalidade, que o processo que conduz uma empresa à falência passa por uma degradação dos seus rácios económico-financeiros.

Para finalizar a justificação da seleção dos rácios como variáveis independentes BREALEY et al. (1997) expõem três situações que resumem três pontos importantes que justificam a opção pelos rácios: a primeira situação é o facto de as empresas saudáveis apresentarem rácios financeiros diferentes das empresas que caminham para a insolvência; a segunda situação refere-se ao facto dos rácios financeiros fornecerem indicações valiosas sobre os riscos de mercado de uma empresa; a terceira e última situação refere-se aos rácios terem a capacidade de previsão do *rating* de uma nova emissão de obrigações, o que demonstra a capacidade de previsão dos mesmos.

A seleção dos rácios para análise

A seleção dos rácios para análise deve ser cuidada, pois pretende-se que seja selecionado para o modelo um conjunto de rácios capazes de prever adequadamente a falência, como também um leque de rácios suficientemente diversificado para abranger um grande número de possíveis determinantes de mortalidade das PME.

Neste âmbito, há que considerar um dos conselhos de BREALEY et al. (1997) na utilização de rácios, de que se deve ser seletivo na escolha dos mesmos, pois rácios diferentes podem proporcionar a mesma informação e assim estaremos a perder tempo a analisar rácios redundantes, ou estaremos a sacrificar a utilização de outros rácios, com informação mais relevante, pela utilização de rácios sem informação extra. Há, porém, sempre a possibilidade de retirar as variáveis que fornecem a mesma informação através do reconhecimento desta semelhança pela correlação entre elas, caso a sua semelhança não seja evidente numa primeira análise sem recorrer a técnicas estatísticas.

Há a tendência para selecionar um grande número de variáveis para análise, para que estejam cobertas todas as possibilidades de determinantes de mortalidade. No entanto, como afirma MARTINHO (1999), a consideração de numerosas variáveis pode originar problemas, como seja a inexistência de uma teoria para a seleção dos rácios, podendo estes ser selecionados de forma aleatória, conduzindo à situação anteriormente referida de inclusão de duas ou mais

variáveis que medem essencialmente o mesmo aspeto da posição financeira ou do desempenho da empresa.

O método de seleção dos rácios para análise iniciou-se com a organização de todos os rácios utilizados nos estudos analisados (Fonte A). Estes rácios foram agrupados de forma a se perceber quantas vezes foi utilizado cada rácio, de entre os estudos analisados. Os rácios que foram utilizados mais do que uma vez foram, à partida, selecionados, tendo sido agrupados um total de 12 rácios.

De seguida, procedeu-se à análise das grandezas que compreendiam os rácios, para verificar se existiam rácios com significado semelhante e, conseqüentemente, não relevantes para o estudo. Os rácios encontrados nesta situação foram agrupados num mesmo rácio. O procedimento seguinte foi verificar a disponibilidade das grandezas exigidas pelos rácios selecionados, sendo eliminados os rácios cujas grandezas não estavam disponíveis, alcançando-se um total de 9 rácios.

No estudo de artigos sobre a análise de rácios ou o método dos rácios (nomeadamente de BREALEY et al., 1997), foram encontrados outros rácios que foram também agrupados (Fonte B).

A estes rácios, foram adicionados mais 2 de elaboração própria (Fonte C), com os seguintes objetivos:

1. Testar se a estrutura de endividamento (correta ou não) influencia a falência de PME;
2. Testar a influência dos impostos na falência de PME.

Do grupo referido nos dois parágrafos anteriores fazem parte 14 rácios, sendo estes aqui designados de “novos” rácios.

A filtragem destes rácios teve por base dois critérios: a sua relevância, tendo em conta a informação fornecida pelos rácios já selecionados e a disponibilidade das grandezas por eles compreendidas. Desta última filtragem contou-se 4 rácios, que juntamente com os 9 anteriores deram um total de 13 rácios selecionados para serem analisados, no modelo que será construído, como determinantes da mortalidade de PME portuguesas.

Os rácios escolhidos para análise são:

Tabela 3.2.1: Rácios Escolhidos

ID RÁCIO	FÓRMULA RÁCIO	FONTE
R1	$\frac{\text{Ativo Corrente}}{\text{Passivo Corrente}}$	Estudos: BEAVER,1966; ALTMAN,1977; GONÇALVES,2011
R2	$\frac{(\text{Caixa e Depósitos Bancários} + \text{Outros Ativos Financeiros})}{\text{Passivo Corrente}}$	Estudos: BARROS, 2008; MARTINHO,1998/1999
R3	$\frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Total do Ativo}}$	Estudos: ALTMAN,1968; GONÇALVES,2011
R4	$\frac{\text{Resultado Operacional}}{\text{Total do Ativo}}$	Estudos: BARROS,2008; ALTMAN,1968; ALTMAN et al.,1979; ALTMAN,1977; GONÇALVES,2011
R5	$\frac{(\text{Vendas e Prestação de Serviços})}{\text{Total do Ativo}}$	Estudos: BARROS,2008; ALTMAN,1968; ALTMAN et al.,1979; GONÇALVES,2011
R6	$\frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Total do Passivo}}$	Estudos: BARROS,2008; ALTMAN,1968; ALTMAN et al.,1979; GONÇALVES,2011
R7	$\frac{\text{Total do Passivo}}{\text{Total do Ativo}}$	Estudos: BEAVER,1966; GONÇALVES,2011
R8	$\frac{\text{Ativo Corrente}}{\text{Total do Ativo}}$	Estudos: SANTOS,2000; BEAVER,1966
R9	$\frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Vendas}}$	Estudos: SANTOS,2000; EDMISTER,1972
R10	$\frac{[R\text{LP}(n) - R\text{LP}(n - 1)]}{R\text{LP}(n - 1)}$	Artigos: JORGE,2010
R11	$\frac{\delta R\text{LP empresa}}{\delta R\text{LP agregado de todas as PME}}$	Artigos: BREALEY,1997
R12	$\frac{(\text{Ativo não Corrente} / \text{Total do Ativo})}{(\text{Capital Alheio Longo Prazo} / \text{Capital Alheio Total})}$	Elaboração própria
R13	$\frac{\text{Imposto sobre o Rendimento do Período}}{\text{Resultados Antes de Impostos}}$	Elaboração própria

Fonte: Elaboração própria

3.3 Análise de Dados – Observações Atípicas

As observações atípicas (OA) são, neste caso, empresas, falidas ou ativas, que apresentam uma combinação única de características identificáveis como sendo notavelmente diferentes das outras observações. Deve ser feita uma análise em busca das observações atípicas de entre as várias observações, para se evitar que estas conduzam a conclusões do estudo que não espelham a realidade. Por isso, devem ser encontradas as observações atípicas e após as ter encontrado, há que decidir se estas são ou não representativas da população. Caso não o sejam, devem ser retiradas para deixar de existir a sua influência na análise (HAIR et al., 2009).

Para encontrar as observações atípicas e analisá-las serão aqui utilizados dois métodos: deteção univariada e a deteção bivariada.

Deteção Univariada

O método a usar será: tendo em conta que a nossa amostra é superior a 80 observações, serão selecionadas como OA as que caíam fora do intervalo do desvio padrão em 4 ou superior (HAIR et al., 2009). Este processo será aplicado para cada uma das variáveis independentes. A tabela abaixo apresenta os resultados do tratamento mencionado, estando a negrito os casos que são considerados OA em mais de uma variável, sendo estas as observações: 10, 65, 127, 131, 140, 170, 186, 245 e 271. A observação 65 é a única que aparece em 3 variáveis, as restantes aparecem em apenas 2.

Tabela 3.3.1: Observações Atípicas – Deteção Univariada

X2	65	140	167	186	271	286												
X3	65	140	176	186	271													
X4	Sem casos																	
X5	Sem casos																	
X6	56	65	170	209	245	300												
X7	Sem casos																	
X8	Sem casos																	
X9	Sem casos																	
X10	217	237	270															
X11	2	10	28	39	42	45	59	72	83	127	131	137	147	149	245	254	267	274
X12	6	8	10	14	19	25	33	43	71	95	103	127	128	131	134	141	151	
X13	15	87	123	162	170	218	253	257	288									
X14	208																	

Fonte: Elaboração própria.

Deteção Bivariada

A importância da utilização da deteção bivariada deve-se a algumas OA só serem detetadas quando os valores dos dados são separados em grupos. Para a deteção bivariada das OA será utilizado um método semelhante à univariada. A partir dos valores extremos de cada uma das variáveis, divididas entre empresas falidas e ativas, serão considerados os valores extremos que caírem fora do intervalo do desvio padrão em 4, tal como na deteção univariada. A Tabela 3.3.2 apresenta os resultados do tratamento mencionado, estando a negrito os casos que são considerados OA em mais de uma variável e são: 10, 65, 95, 140, 186, 245 e 270. A observação 65 volta a ser a única que aparece em 3 variáveis, as restantes aparecem em apenas 2.

Tabela 3.3.2: Observações Atípicas – Detecção Univariada

X2	Falida	65	140				
	Ativa	167	186	271	286		
X3	Falida	65	140				
	Ativa	176	186	271			
X4	Falida	Sem casos					
	Ativa	Sem casos					
X5	Falida	Sem casos					
	Ativa	Sem casos					
X6	Falida	56	65				
	Ativa	170	245	300			
X7	Falida	Sem casos					
	Ativa	Sem casos					
X8	Falida	Sem casos					
	Ativa	Sem casos					
X9	Falida	Sem casos					
	Ativa	Sem casos					
X10	Falida	95					
	Ativa	237	217	270			
X11	Falida	10	28	45	59	72	83
	Ativa	245	254	267	274	290	
X12	Falida	10	19	25	43	95	127
	Ativa	151	233				
X13	Falida	15	87	123			
	Ativa	162	218	253	257	288	
X14	Falida	Sem casos					
	Ativa	208					

Fonte: Elaboração própria.

Conclusão

A detecção das observações atípicas prevê dois tratamentos possíveis, ou estas são mantidas no estudo ou são removidas. Devem ser mantidas as observações que, apesar de atípicas, são consideradas representativas da população. Caso contrário, são eliminadas. Para uma observação ser não representativa da população e dever ser eliminada deve apresentar-se como atípica em grande parte das variáveis. No nosso estudo, em ambos os tipos de detecção, a observação que foi considerada como atípica em maior número de variáveis foi a observação 65, em três variáveis. No entanto, estas três variáveis não são suficientes para considerar esta observação não representativa, dado que são analisadas treze variáveis.

Em suma, nenhuma observação é considerada atípica em número suficiente de variáveis para ser não representativa da população, pelo que nenhuma será eliminada.

3.4 Análise Univariada – Diferenças de Médias de Rácios

Nesta análise serão calculadas as médias dos rácios para cada um dos grupos: empresas falidas e empresas ativas. Pretende-se identificar as variáveis que apresentam maiores diferenças entre grupos. Esta análise será um primeiro indício de quais poderão ser as variáveis a entrar no modelo, bem como os rácios depois considerados determinantes de mortalidade.

Esta análise será auxiliada pela análise gráfica que é uma forma de verificar claramente se existem de facto diferenças entre os grupos (ver **APÊNDICE 1** - Análise Univariada – Diferenças de Rácios entre grupos).

A Tabela 3.4.1 apresenta os valores médios referidos para cada rácio:

Tabela 3.4.1: Médias dos Rácios entre Grupos

	Média dos rácios entre grupos												
	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13
Grupo Falidas	1,638	0,075	0,047	-0,027	1,227	0,139	0,934	0,681	0,133	-5,506	11,116	1,440	0,164
Grupo Ativas	2,856	0,537	0,299	0,084	2,509	0,961	0,583	0,671	20,643	0,975	-0,443	2,006	0,308

Fonte: Elaboração própria.

Apenas a média pode não ser suficiente para se avaliar quais os rácios com maiores diferenças entre os grupos, pois podem existir observações extremas nas variáveis que influenciem a média, mas na realidade a diferença entre grupos não é tão relevante.

Esta situação ocorre com o rácio 9 que, à partida, é o que apresenta maiores diferenças entre grupos. No entanto, se analisarmos o gráfico correspondente (ver Figura 3.4.1) percebe-se que este rácio não apresenta diferenças significativas entre grupos: as observações de ambos os grupos estão quase sobrepostas, e a diferença de médias deve-se apenas à existência de observações com valores muito acima do normal dos valores deste rácio. Relativamente às observações anormais pode-se ser levado a pensar que estas deveriam então ser consideradas atípicas e retiradas da análise. Por isso explica-se aqui que estas observações foram detetadas como atípicas, no entanto, não foram retiradas por não se apresentarem em número suficiente de variáveis.

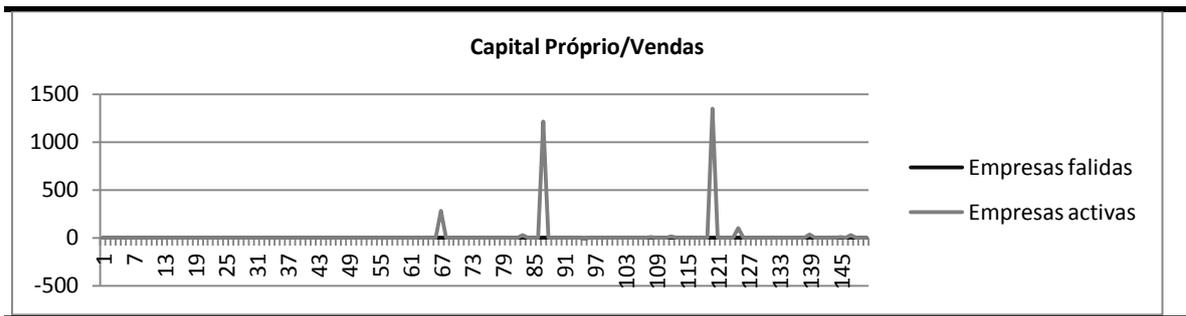


Figura 3.4.1: Gráfico de análise de diferença entre grupos do rácio 9

Fonte: Elaboração própria.

Pela análise dos restantes rácios individualmente, percebe-se que, tal como o rácio 9, os rácios 1, 2, 8, 12, 13, também não demonstram ser identificados como determinantes de mortalidade, pela ausência de evidência de diferenças entre grupos (ver **APÊNDICE 1** - Análise Univariada – Diferenças de Rácios entre grupos).

Os rácios que se espera que sejam, com maior probabilidade, considerados determinantes de mortalidade são os rácios 6 e 7¹⁴, apresentados nas duas figuras abaixo:

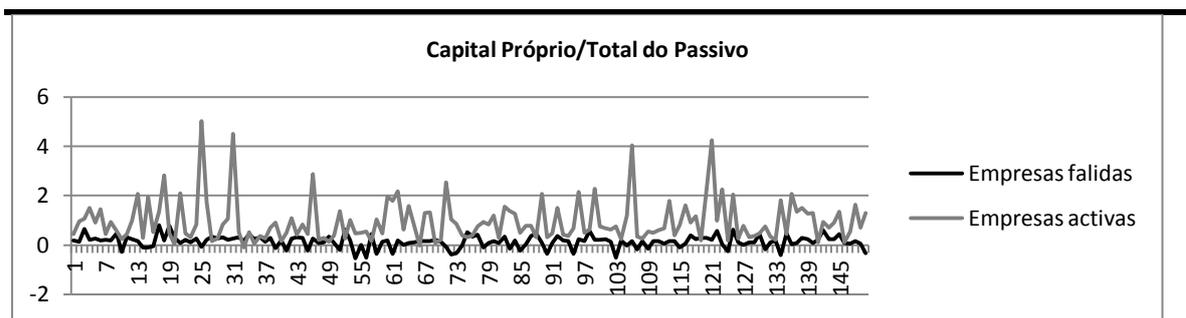


Figura 3.4.2: Gráfico de análise de diferença entre grupos do rácio 6

Fonte: Elaboração própria.

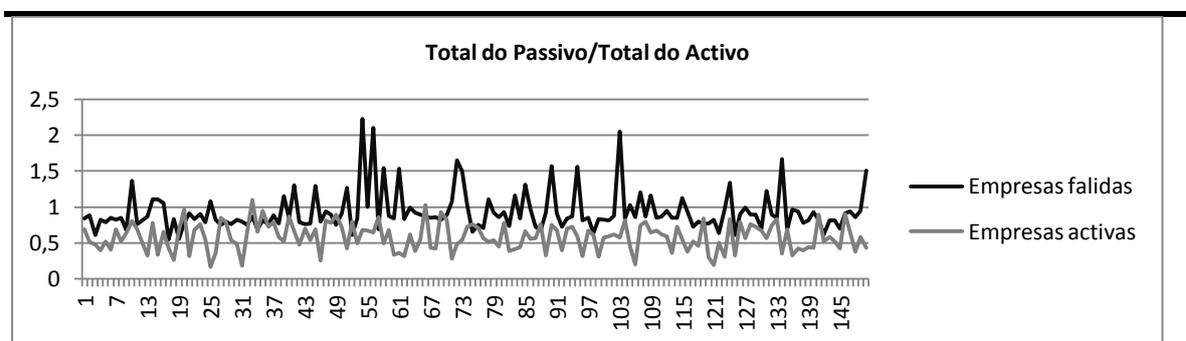


Figura 3.4.3: Gráfico de análise de diferença entre grupos do rácio 7

Fonte: Elaboração própria.

¹⁴ Os rácios 6 e 7 correspondem respetivamente às variáveis X_7 e X_8 .

Ambos os rácios anteriormente identificados estão relacionados com o valor do passivo total. Assim, pode-se verificar que um importante problema das empresas falidas, e provavelmente uma das causas da sua falência, é o facto de não conseguirem fazer face aos seus compromissos financeiros, nem com o ativo, nem com o capital próprio. Assim, defende-se que existe um problema de gestão do crédito e de acesso excessivo ao mesmo.

O problema de gestão de crédito ocorre por as empresas recorrerem ao crédito sem primeiro fazerem uma análise das suas possibilidades de lhe fazer face. Um exemplo desta análise são os orçamentos com a frequência e previsão necessárias, tendo em conta o tipo e dimensão da empresa.

A facilidade de acesso ao crédito oferecida pela banca permitiu que as empresas a ele recorressem para satisfazer qualquer problema com que se deparassem, pois era uma forma rápida e simples de adiar os problemas, ao invés de tentar descobrir qual a sua causa de fundo e tomar medidas de resolução.

Em relação aos restantes rácios espera-se, pela análise dos gráficos respetivos, que tenham alguma importância, mas não tanta quanto os rácios 6 e 7.

3.5 Análise Multivariada - Modelos

3.5.1 Técnicas Estatísticas

A escolha das técnicas estatísticas para a construção do referido modelo, teve em consideração os objetivos desta análise, bem como o tipo de modelo que se pretende construir e as suas características estatísticas.

Em primeiro lugar, pretendemos, a partir de um conjunto de variáveis independentes, estabelecer uma relação para se estimar o valor de uma variável estatística¹⁵.

Outra característica a ter em conta na escolha das técnicas estatísticas é a pretensão de criar uma relação de dependência, que se traduz na relação referida no parágrafo anterior. Continuando a análise inferencial, é necessário não esquecer que pretendemos prever uma única variável dependente, a falência ou não de uma empresa. Esta variável é não métrica ou qualitativa, pois pretendemos prever a falência ou não falência de uma empresa, não existindo qualquer meio-termo. Como definido por MARÔCO (2010), podemos optar por uma análise

¹⁵ Combinação linear de variáveis, construída através da análise multivariada, determinando-se os pesos empíricos destas variáveis. Estas variáveis são definidas pelo pesquisador (HAIR et al. (2009)).

inferencial¹⁶ de comparação de grupos, ou pela estimação de modelos de previsão. Como ambas as hipóteses permitem a utilização de uma única variável dependente qualitativa e de várias variáveis independentes quantitativas, iremos testar as duas hipóteses, para se analisar com a qual se conseguirá um melhor modelo. A primeira hipótese conduz à análise discriminante¹⁷ e a segunda à regressão logística¹⁸.

Serão estimados vários modelos, para cada uma das amostras (geral e setoriais), utilizando dados transformados e dados sem transformação, utilizando a análise discriminante (com os métodos: *Lambda de Wilks* e *D² de Mahalanobis*¹⁹) e a regressão logística (com os métodos: *Inserir*, que inclui no modelo todas as variáveis; e o método *stepwise de seleção Forward* baseada no *Rácio de Verossimilhanças*²⁰, em que são inseridas no modelo apenas as variáveis significativas).

Definiu-se que a forma mais válida e importante de escolha do melhor modelo é através da percentagem de classificação correta total, pela utilização da amostra de validação. A razão pela qual se opta pela validação com a amostra de validação, e não com a amostra de estimação, é porque se pretende escolher o modelo que melhor funciona com todas as PME, ou seja, com empresas que não se encontram na amostra de estimação, o que nos conduz à amostra de validação. Claro que a validação com a amostra de estimação também é importante, pois é um primeiro indicador de que o modelo é ou não adequado. No entanto, não é tão importante quanto a amostra de validação.

De entre os modelos escolhidos para cada amostra apenas o modelo para o setor C foi estimado com a análise discriminante, utilizando o método *stepwise*, cuja medida de entrada e saída das variáveis é o *Lambda de Wilks*. Também foi utilizada a medida *Distância de Mahalanobis* para confirmar as variáveis que entraram com a medida *Lambda de Wilks*, alcançando-se os

¹⁶ Inferência Estatística é o processo de generalização das conclusões obtidas pelo estudo da amostra para a população (MARÔCO, 2010).

¹⁷ A Análise discriminante é aplicável quando a amostra total pode ser dividida em grupos baseados numa única variável dependente não métrica (HAIR et al., 2009).

¹⁸ A Regressão logística é uma técnica estatística semelhante à regressão linear, especialmente na forma de interpretação. A principal diferença entre estas duas técnicas estatísticas é que a primeira permite a utilização de uma única variável dependente não métrica, binária, tal como a Análise discriminante (HAIR et al., 2009).

¹⁹ Estes métodos são as medidas utilizadas em cada modelo para seleção das variáveis que entraram e que são retiradas do modelo. No caso da medida do *Lambda de Wilks* entra a variável que minimiza o valor do Λ , isto é aquela para a qual ocorrer as maiores diferenças entre as médias dos grupos, até que não ocorram diferenças significativas de Λ (MARÔCO, 2010).

²⁰ O valor de verossimilhança é uma medida usada em regressão logística para representar a falta de ajuste preditivo. Ainda que estes métodos não usem o procedimento dos mínimos quadrados na estimação do modelo, como se faz em regressão múltipla, o valor de verossimilhança é parecido com a soma de erro quadrados na análise de regressão (HAIR et al., 2009).

mesmos resultados e as mesmas variáveis como significativas. Os restantes modelos utilizaram a regressão logística. Todos os quatro modelos utilizaram os dados das variáveis independentes transformadas (para se alcançar uma distribuição o mais próximo possível da distribuição normal).

3.5.2 Suposições Estatísticas

A regressão logística é uma técnica estatística mais robusta do que a análise discriminante quando as suposições estatísticas não são satisfeitas (HAIR et al., 2009). No entanto, serão aqui analisadas, para a regressão logística, duas suposições: normalidade e multicolinearidade. Para a análise discriminante, foram testadas todas as suas suposições, que para além das duas referidas compreende também a matriz de variâncias-covariâncias homogêneas para cada grupo.

Normalidade

A normalidade foi testada nos dados originais através do gráfico de probabilidade normal, do histograma de frequência (com a correspondente curva normal) e dos valores de curtose e assimetria (os histogramas e os valores de curtose e assimetria, que estiveram na base para a escolha da melhor transformação, relativamente ao modelo geral, estão apresentados no Apêndice 2 e dizem respeito aos dados originais e às transformações escolhidas, seguindo os modelos setoriais a mesma linha de raciocínio). Assim, foram aplicadas várias transformações a todas as variáveis, ficando definitiva a transformação que mais aproximou a distribuição de cada variável da distribuição normal.

Para a escolha da melhor transformação, através da análise dos valores de curtose e assimetria, foram utilizados testes estatísticos em que são calculados os valores estatísticos para a assimetria e curtose ($Z_{\text{assimetria}}$ e Z_{curtose} , respetivamente). A partir do valor Z calculado considera-se que há uma distribuição normal quando este cai no intervalo crítico, que é baseado no nível de significância que desejamos, que neste caso é de 0,05, logo o intervalo crítico é de -1,96 a +1,96 (HAIR et al., 2009).

Para além deste critério, para os modelos setoriais procurou-se ter em consideração os menores valores de curtose e assimetria, o histograma de frequências de cada variável com uma distribuição mais perto da distribuição normal, bem como, o menor número de valores perdidos, devido ao reduzido tamanho da amostra. As transformações definitivas, por modelos são:

Tabela 3.5.1: Apresentação de transformações aplicadas por modelos e respetiva verificação de distribuição normal das variáveis

Variáveis originais	Modelo geral		Modelos setoriais					
	Variáveis transformadas	DN ²¹	Setor C		Setor F		Setor G	
			Variáveis transformadas	DN	Variáveis transformadas	DN	Variáveis transformadas	DN
X ₂	Log(X ₂)		Log(X ₂)		1/X ₂	✓	Log(X ₂)	
X ₃	Log(X ₃)	✓	Log(X ₃ ²)	✓	Log(X ₃)	✓	Log(X ₃ ²)	✓
X ₄	X ₄ ²²		Log(X ₄ ²)		X ₄	✓	Log(X ₄ ²)	
X ₅	Log(X ₅ ²)		Log(X ₅ ²)		Log(X ₅ ²)		Log(X ₅ ²)	
X ₆	v(X ₆)		v(X ₆)		v(X ₆)		v(X ₆)	
X ₇	Log(X ₇ ²)		Log(X ₇ ²)		Log(X ₇ ²)	✓	Log(X ₇ ²)	
X ₈	v(X ₈)		v(X ₈)		X ₈		Log(X ₈)	
X ₉	X ₉ ²		X ₉	✓	X ₉ ²		X ₉ ²	✓
X ₁₀	Log(X ₁₀ ²)		Log(X ₁₀ ²)		Log(X ₁₀ ²)		Log(X ₁₀ ²)	
X ₁₁	Log(X ₁₁ ²)	✓	Log(X ₁₁ ²)		Log(X ₁₁ ²)	✓	Log(X ₁₁ ²)	✓
X ₁₂	Log(X ₁₂ ²)	✓	Log(X ₁₂ ²)		X ₁₂ ²	✓	Log(X ₁₂ ²)	✓
X ₁₃	Log(X ₁₃)		Log(X ₁₃)		Log(X ₁₃)		Log(X ₁₃ ²)	
X ₁₄	Log(X ₁₄ ²)		X ₁₄		Log(X ₁₄ ²)		X ₁₄	

Fonte: Elaboração própria.

A maioria das variáveis continua a não apresentar uma distribuição normal, tendo em conta o nível considerado aceitável. No entanto, é de referir que as variáveis em que a transformação foi aplicada houve uma aproximação à distribuição normal em relação aos dados originais. É também de referir que se o nível de significância pretendido fosse alterado, para um valor aceitável ligeiramente superior, muitos dos valores de curtose e assimetria agora não considerados no intervalo crítico, passariam a ser com esta alteração. Isto significa que, apesar de a maioria das variáveis não apresentar uma distribuição normal, estão muito perto.

No caso dos modelos setoriais, muitas das variáveis com transformação e sem distribuição normal tinham opção por outra transformação que permitia atingir a normalidade, no entanto, sempre que esta mesma transformação apresentava demasiados casos perdidos não era escolhida, por a amostra do setor já ser suficientemente pequena para se sacrificarem mais casos. Por isso optou-se por uma outra transformação próxima da distribuição normal.

²¹ Variáveis que apresentam distribuição normal após a aplicação das transformações, ou seja, variáveis com valor Z dentro do intervalo crítico.

²² Única variável, do modelo geral, que se apresenta mais próxima da distribuição normal sem qualquer transformação.

Matriz de variâncias-covariâncias homogêneas para cada grupo

Esta suposição é analisada apenas para o modelo do setor C, que utiliza a análise discriminante. Esta suposição é analisada pelo teste *M de Box*, rejeitando-se a hipótese nula, a 5%, de igualdade de matrizes de variâncias-covariâncias, pois o *p-value* é inferior a 0,001. Isto significa que esta suposição não é cumprida, no entanto, como as restantes suposições não estão por cumprir, decide-se continuar com a estimação deste modelo.

Multicolinearidade

Esta suposição é testada de duas formas, através da existência ou não de correlações bivariadas²³, na matriz de covariâncias, superiores a 0,9 (HAIR et al., 2009). Outra forma é através dos valores de *tolerância*²⁴ (*T*), que apenas é analisado para os modelos estimados com a análise discriminante. São várias as considerações de autores do valor de tolerância a partir do qual este é considerado aceitável. MARÔCO (2010), tal como MENARD (2002), consideram aceitável valores acima de 0,2. Já MUIJS (2004) considera valores superiores a 0,6 e HUBER et al. (1993) superiores a 0,25.

Pela matriz das correlações dos vários modelos (que se encontra com o restante *output* do modelo, no anexo 1– quadro “*Correlation Matrix*”, relativamente ao modelo geral (seguindo os modelos setoriais o mesmo tratamento), não há indícios de problemas de multicolinearidade, pois não existem correlações bivariadas superiores a 0,9. No entanto, esta análise não é suficiente só por si para se ter certeza da não existência de problemas de multicolinearidade, mas sim um primeiro indício (MARÔCO, 2010).

Para o modelo do setor C, é também analisada esta suposição pelos valores de *tolerância*. Assim, tal como na análise à matriz de correlações, não há problemas de multicolinearidade também por este método, pois todas as variáveis apresentam *tolerância* superior a 0,9.

²³ Correlações bivariadas são correlações de uma variável para com mais de uma variável. Neste caso as correlações bivariadas superiores a 0,9, indicavam a existência de multicolinearidade.

²⁴ Uma tolerância de 0 significa que a variável independente em consideração é uma combinação linear perfeita das variáveis independentes já no modelo. Uma tolerância de 1 significa que a variável independente em consideração é totalmente independente das outras variáveis independentes já no modelo (MARÔCO, 2010).

4 RESULTADOS OBTIDOS DA ANÁLISE MULTIVARIADA

4.1 Estimação dos modelos

4.1.1 Regressão Logística

Modelos Nulos

Começamos por estimar o modelo que serve de base de comparação. Este modelo não tem qualquer variável independente, estando presente apenas a constante (MARÔCO, 2010).

Tabela 4.1.1: Percentagens de classificação correta dos modelos nulos

Modelo Nulo	Modelo geral	Modelos setoriais	
		Setor F	Setor G
% classificação correta	52,9%	51,1%	50,0%
Grupo onde são classificadas as observações	Grupo 0: empresas ativas	Grupo 0: empresas ativas	Grupo 0: empresas ativas
Variáveis fora do modelo não significativas	X_9^2 $\text{Log}(X_{13})$	$\text{Log}(X_5^2)$ X_9^2	$\text{Log}(X_5^2)$ X_9^2 $\text{Log}(X_{10}^2)$ $\text{Log}(X_{13}^2)$ X_{14}

Fonte: Elaboração própria.

Relativamente a este modelo, é de referir também que para a definição da percentagem de classificação correta é considerada a fronteira de classificação de 0,5. Pela análise do *output* dos vários modelos nulos, é possível tirar uma primeira conclusão de que se espera que a variável X_9 não seja considerada determinante de mortalidade em nenhum dos modelos. As variáveis X_5 e X_{13} também apresentam um indício de ser pouco provável a sua consideração como determinante de mortalidade. No entanto, é necessário salientar que esta é apenas uma primeira análise, e que pode haver alterações às conclusões aqui tiradas.

Modelos Completos

De seguida, apresentam-se as equações dos modelos que utilizam a regressão logística, considerando a utilização do método de *INSERIR*:

Equação 4.1.1: Modelo geral, em termos probabilísticos

$$\pi = \frac{1}{1+e^{-\left(-20,364 - 0,825\text{Log}X_2 - 0,861\text{Log}X_3 + 0,654X_4 - 1,429\text{Log}X_5^2 - 6,101\sqrt{X_6} + 2,444\text{Log}X_7^2 + 23,864\sqrt{X_8} - 0,627X_9^2 - 2,817\text{Log}X_{10}^2 + 0,282\text{Log}X_{11}^2 + 0,040\text{Log} X_{12}^2 - 0,307\text{Log} X_{13} - 0,444\text{Log}X_{14}^2\right)}}$$

Equação 4.1.2: Modelo do setor F, em termos probabilísticos

$$\pi = \frac{1}{1+e^{-\left(-17,173 - 7,154(1/X_2) - 0,667\text{Log}X_3 + 9,225X_4 - 1,488\text{Log}X_5^2 - 13,916\sqrt{X_6} + 6,572\text{Log}X_7^2 + 28,587X_8 - 4,416X_9^2 - 5,833\text{Log}X_{10}^2 + 0,819\text{Log}X_{11}^2 + 0,192\text{Log} X_{12}^2 - 0,737\text{Log} X_{13} - 0,118\text{Log}X_{14}^2\right)}}$$

Equação 4.1.3: Modelo do setor G, em termos probabilísticos

$$\pi = \frac{1}{1+e^{-\left(-7,032 - 2,271 \text{Log}X_2 - 0,535\text{Log}X_3^2 - 1,562X_4^2 - 3,685\text{Log}X_5^2 - 2,257\sqrt{X_6} + 1,080\text{Log}X_7^2 + 23,555 \text{Log}X_8 - 1,560X_9^2 - 1,948\text{Log}X_{10}^2 + 0,884\text{Log}X_{11}^2 - 0,042\text{Log} X_{12}^2 - 2,583\text{Log} X_{13}^2 - 1,750X_{14}\right)}}$$

4.1.2 Análise Discriminante

Tal como referido anteriormente, é utilizada a estimação *stepwise* com a medida *Lambda de Wilks*. Segundo esta medida, a função é significativa, pois verificamos um p-value inferior a 0,001, logo rejeita-se a hipótese nula de que as médias dos grupos são iguais.

Equação 4.1.4: Função discriminante do modelo do setor C

$$Z = D = 1,700 + 0,418 \log X_3^2 + 0,692 \log X_7^2 - 0,311 \log X_{12}^2$$

4.1.3 Importância relativa das variáveis

Os coeficientes utilizados nos quatro modelos são não estandardizados, logo não podem ser interpretados a nível da importância de cada variável para o modelo. Esta análise pode ser feita com os coeficientes estandardizados (MARÔCO, 2010). Assim sendo, foram calculados os coeficientes estandardizados:

Tabela 4.1.2: Coeficientes estandardizados por modelo e respetiva importância relativa e variáveis significantes.

Variáveis originais	Modelo geral			Modelos setoriais								
				Setor F			Setor G			Setor C		
	Coef. Estand.	Imp. relativa	Sig. ²⁵	Coef. Estand.	Imp. relativa	Sig.	Coef. Estand.	Imp. relativa	Sig.	Coef. Estand.	Imp. relativa	Sig.
X ₂	-0,068	9º		0,555	6º		-0,171	11º		-	-	-
X ₃	-0,189	6º	✓	-0,142	11º		-0,219	10º		0,571	1º	✓
X ₄	0,056	10º		0,620	5º		-0,253	8º		-	-	-
X ₅	-0,315	5º	✓	-0,305	7º	✓	-0,733	2º	✓	-	-	-
X ₆	-0,732	3º	✓	-0,924	2º		-0,359	7º		-	-	-
X ₇	0,532	4º		0,876	4º		0,247	9º		0,510	2º	✓
X ₈	0,753	1º	✓	0,903	3º		0,794	1º		-	-	-
X ₉	-0,044	12º		-0,279	9º		-0,099	12º		-	-	-
X ₁₀	-0,737	2º	✓	-0,961	1º		-0,533	4º		-	-	-
X ₁₁	0,121	8º		0,305	8º	✓	0,383	6º		-	-	-
X ₁₂	0,019	13º		0,092	12º		-0,021	13º		-0,510	2º	✓
X ₁₃	-0,048	11º		0,149	10º		0,031	3º		-	-	-
X ₁₄	-0,177	7º	✓	-0,033	13º		-0,456	5º		-	-	-

Fonte: Elaboração própria.

²⁵ Indica quais as variáveis significativas para os habituais níveis de significância.

Pela análise da Tabela 4.1.2, espera-se que a variável X_5 seja considerada determinante de mortalidade, uma vez que é significativa e apresenta uma importância relativa elevada na maioria dos modelos estimados.

4.2 Avaliação do Ajuste dos modelos

As medidas de avaliação do ajuste dos modelos variam entre as duas técnicas estatísticas utilizadas. Neste sentido, será feita a divisão entre estas técnicas, tal como aconteceu na estimação dos modelos.

4.2.1 Regressão Logística

Teste do Rácio de Verossimilhança

Por este primeiro teste, sendo todos os p -values inferiores a 0,001, podemos concluir que nos três modelos existe pelo menos uma variável independente com poder preditivo sobre a variável dependente. Este é um primeiro indício de bons modelos (MARÔCO, 2010).

Teste de Hosmer e Lemeshow

Neste teste, o modelo geral não está em sintonia com os modelos setoriais. O modelo geral apresenta um p -value inferior 0,05, logo rejeita-se a hipótese nula, o que significa que os valores observados não estão suficientemente próximos dos valores esperados. Esta situação pode ser verificada pela Tabela 4.2.1. Porém, estes desvios entre os valores observados e os valores esperados não são suficientemente grandes para se considerar que este é um mau modelo, até porque outras medidas de ajuste consideram-no um bom modelo (MARÔCO, 2010).

Tabela 4.2.1: Ajuste geral do modelo: complemento à medida de Hosmer e Lemeshow

	X1=Ativa		X1=Falida		Total
	Observado	Esperado	Observado	Esperado	
1	28	27,999	0	0,001	28
2	27	27,965	1	0,035	28
3	28	27,601	0	0,399	28
4	27	25,689	1	2,311	28
5	18	19,305	10	8,695	28
6	14	10,505	14	17,495	28
7	3	5,307	25	22,693	28
8	1	2,042	27	25,958	28
9	1	0,554	27	27,446	28
10	0	0,033	26	25,967	26

Fonte: IBM SPSS Statistics 20.

Relativamente aos modelos setoriais, ambos apresentam um *p-value* superior a 0,05, logo não se rejeita a hipótese nula, o que significa que os valores observados estão suficientemente próximos dos valores esperados (MARÔCO, 2010).

P-seudo R² de Cox & Snell e Nagelkerke

Nos três modelos, estes valores revelam modelos com qualidade adequada, e sendo estes valores superiores a 0,5 significam que os modelos explicam mais da metade da variação entre os dois grupos de empresas (MARÔCO, 2010 e HAIR et al., 2009).

Tabela 4.2.2: Testes de avaliação do ajuste dos quatro modelos escolhidos

		Teste do Rácio de Verosimilhança		Teste de Hosmer e Lemeshow		P-seudo R ² de Cox & Snell e Nagelkerke	
		G ₂	p-value	χ ²	Significância	R ² _{CS}	R ² _N
Modelo geral		G ₂ (13)=247,492	<0,001	32,322	0,000	0,589	0,787
Modelos setoriais	<i>Setor F</i>	G ₂ (13)=77,370	<0,001	9,130	0,331	0,569	0,758
	<i>Setor G</i>	G ₂ (13)=83,336	<0,001	3,259	0,913	0,647	0,863

Fonte: Elaboração própria.

4.2.2 Análise Discriminante

A análise discriminante apresenta testes diferentes para avaliar o ajuste do modelo. Neste caso, consideram-se os centróides e o Z crítico.

Centróides e Z crítico

O centróide²⁶ do grupo 0 – empresas falidas é de -1,100, e o do grupo 1 – empresas ativas é 1,145. Estes valores diferem em número, devido ao número diferente de empresas falidas e de empresas ativas. Diferem também em sinal, o que indica que existem diferenças entre grupos, o que é um indício de que estamos perante um bom modelo. O Z crítico é de 0,0225²⁷.

²⁶ Centróide é o valor médio dos Z discriminantes de cada grupo. Uma análise discriminante de dois grupos tem dois centróides (HAIR et al., 2009).

²⁷ Este valor é calculado pela divisão dos centróides pelo número de grupo, ou seja, $Z \text{ crítico} = \frac{-1,100+1,145}{2}$. Existem duas fórmulas para calcular este Z crítico. Uma para amostra de grupos de tamanho igual e outra para grupos de tamanhos diferentes. Apesar de os grupos não terem tamanhos iguais, considera-se para este cálculo a fórmula de grupos de tamanho igual, pois não se considera que a diferença existe entre tamanhos de grupos seja representativa da população, aliás, esta diferença ocorreu apenas devido a casos perdidos.

4.3 Validação dos Resultados

Amostra de estimação

Pela Tabela 4.3.1 é possível constatar que a percentagem de classificação correta melhorou em todos os modelos, em relação ao modelo nulo (MARÔCO, 2010).

Tabela 4.3.1: Percentagens de classificação por modelo – amostra de estimação

CLASSIFICAÇÃO REAL		CLASSIFICAÇÃO PREVISTA								
		Modelo geral		Modelos setoriais						
				Setor C		Setor F		Setor G		
		Ativa	Falida	Ativa	Falida	Ativa	Falida	Ativa	Falida	
CLASSIFICAÇÃO REAL	Modelo geral	Ativa	130 88,4%	17 11,6%						
		Falida	13 9,9%	118 90,1%						
	Setor C	Ativa			43 80,0%	7 14,0%				
		Falida			7 14,6%	41 85,4%				
	Setor F	Ativa					42 89,4%	5 10,6%		
		Falida					4 8,9%	41 91,1%		
	Setor G	Ativa							37 92,5%	3 7,5%
		Falida							3 7,5%	37 92,5%
	Classificação correta			89,2%		85,7%		90,2%		92,5%

Fonte: Elaboração própria.

Amostra de validação

Este último tipo de validação, com a utilização da amostra de validação, foi sugerido por HAIR et al. (2009), e é uma forma de validar externamente a equação estimada, ou seja, é a forma de se perceber melhor como a equação irá funcionar para outras empresas na sua utilização prática. Este tipo de validação foi o critério escolhido para selecionar os modelos com melhores resultados.

Tabela 4.3.2: Percentagens de classificação por modelo – amostra de validação

CLASSIFICAÇÃO REAL		CLASSIFICAÇÃO PREVISTA								
		Modelo geral		Modelos setoriais						
				Setor C		Setor F		Setor G		
		Ativa	Falida	Ativa	Falida	Ativa	Falida	Ativa	Falida	
CLASSIFICAÇÃO REAL	Modelo geral	Ativa	107 84,3%	20 15,7%						
		Falida	13 10,8%	107 89,2%						
	Setor C	Ativa			36 80,0%	9 20,0%				
		Falida			6 13,6%	38 86,4%				
	Setor F	Ativa					31 77,5%	9 22,5%		
		Falida					3 7,5%	37 92,5%		
	Setor G	Ativa							25 86,2%	4 13,8%
		Falida							2 6,9%	27 93,1%
	Classificação correta			86,6%		83,1%		85,0%		89,7%

Fonte: Elaboração própria.

É possível constatar que todas as percentagens de classificação correta são inferiores às apresentadas com a amostra de estimação, o que era esperado visto tratar-se, na amostra de

validação, de empresas externas às utilizadas para estimar o modelo. Apesar de valores mais baixos, continuam a ser bons resultados e indicadores de modelos adequados.

Outra forma de validar o modelo apresentado é através da validação *ex-ante*. Já foi feita alusão a este tipo de validação, que se refere a validar o modelo antes de a falência ocorrer. Para tal, recolheram-se os dados de há três anos das empresas falidas, utilizadas na amostra de validação, em cada um dos modelos. Aplicou-se os modelos a estes dados e resultou as percentagens de classificação correta apresentadas na última coluna da Tabela 4.3.3. Este valor é mais uma prova de que estes são modelos adequados, pois as percentagens mantêm-se elevadas, apesar de todas elas apresentarem diminuições em relação às percentagens com as amostras de estimação e validação, o que era esperado devido ao afastamento temporal em relação à falência.

Tabela 4.3.3: Resumo de percentagens de classificação correta

		Classificação Correta - Amostra Estimação		Classificação Correta - Amostra Validação		Classificação Correta <i>ex-ante</i> (3 anos) - Amostra Validação
		Amostra Geral	Empresas Falidas	Amostra Geral	Empresas Falidas	
Modelo Geral		89,2%	90,1%	86,6%	89,2%	73,4%
Modelos setoriais	Setor C	85,7%	86,0%	83,1%	80,0%	79,5%
	Setor F	90,2%	91,1%	85,0%	92,5%	85,7%
	Setor G	92,5%	92,5%	89,7%	93,1%	78,3%

Fonte: Elaboração própria.

Há também a salientar que a percentagem de validação *ex-ante* não é diretamente comparável com as restantes percentagens de classificação correta, pois estas últimas incluem a classificação correta de empresas ativas e falidas, enquanto a validação *ex-ante* inclui apenas a classificação de empresas falidas. Tendo em conta o que se pretende com esta análise, que é apenas perceber qual a capacidade do modelo para classificar corretamente a falência antes de esta ocorrer, ou seja, a capacidade do modelo para prever a falência, a utilização apenas de empresas falidas torna-se suficiente.

É necessário salientar que, caso se acrescentassem as empresas ativas, esta percentagem seria menor, pois, como verificado pelas outras percentagens de classificação correta, existem empresas ativas que não são corretamente classificadas.

Para se poder tornar a validação com a amostra de estimação e com a de validação comparáveis à validação *ex-ante* são apresentadas também na Tabela 4.3.3 as percentagens de classificação correta apenas para as empresas falidas.

Como se pode também verificar Tabela 4.3.3, a percentagem de classificação correta apenas para as empresas falidas é superior à percentagem geral em todos os modelos, com exceção do modelo do setor C, em que esta se apresenta ligeiramente superior. Para algumas análises, como para a concessão de crédito, este também é um bom indicador deste modelo, pois interessa que o modelo classifique melhor as empresas falidas do que as empresas ativas, pois o custo do erro de classificar uma empresa falida como ativa é bastante superior ao erro de classificar o caso contrário.

Comparação dos modelos escolhidos com os restantes modelos estimados

A escolha por apresentar este tipo de comparação deveu-se ao facto de, a partir daí, ser possível encontrar padrões de comportamento dos vários modelos estimados, o que pode conduzir a conclusões importantes para o estudo.

Os valores apresentados na Tabela 4.3.3 referem-se aos modelos escolhidos, os restantes modelos apresentaram os intervalos de valores de percentagem de classificação correta apresentados na Tabela 4.3.4:

Tabela 4.3.4: Intervalos de percentagens de classificação correta dos modelos não escolhidos

		Intervalo de % classificação correta dos modelos não escolhidos			
		Modelo geral	Modelos setoriais		
			Setor C	Setor F	Setor G
Amostra de estimação	86,7% - 90,7%	86,7% - 90,0%	75,0% - 82,0%	86,2% - 92,5%	
Amostra de validação	64,9% - 85,5%	72,2% - 82,0%	72,0% - 81,7%	87,9% - 89,7%	

Fonte: Elaboração própria.

Os modelos escolhidos que utilizam a regressão logística não utilizam um método *stepwise* na sua estimação, tal como acontece com o modelo do setor C, que utiliza a análise discriminante. No entanto, também foi testada a utilização de um método *stepwise* na estimação dos modelos de regressão logística. Contudo, estes modelos não foram escolhidos, apesar de se esperar que com a utilização de um método *stepwise* se obteria melhores resultados. Espera-se melhores resultados com a utilização de um método *stepwise*, porque apenas são incluídas na equação as variáveis mais significativas (HAIR et al., 2009 e MARÔCO, 2010).

O método *stepwise* testado na estimação dos modelos de regressão logística foi o método *stepwise Forward*, baseado no Rácio de Verosimilhança.

É de referir, em relação ao modelo geral, que com a utilização deste método verificou-se uma melhoria no ajuste dos dados no *Teste do Rácio de Verosimilhança*, no entanto os restantes testes verificaram bons ajustamentos em todos os modelos e na fase de validação.

Apesar de este teste apresentar melhores resultados a nível de ajuste, a percentagem de classificação correta foi baixa em comparação com o modelo escolhido. Pode-se então concluir que, possivelmente, as variáveis deixadas de fora no método *stepwise* explicavam algum fenómeno que não era explicável pelas restantes variáveis. Mesmo que este efeito seja pouco significativo, foi o suficiente para aumentar a percentagem de classificação correta.

É também de referir que, de entre os modelos estimados, aqueles que apresentaram melhores resultados de percentagem de classificação correta foram, tal como se esperava, aqueles que utilizavam as variáveis transformadas, ou seja, as variáveis cujos dados apresentavam uma distribuição mais próxima da distribuição normal.

Caso fosse selecionado, como modelo geral, um modelo estimado com a análise discriminante, esperava-se ter alguns problemas, pois nem todas as suposições da análise discriminante foram satisfeitas. As suposições analisadas da análise discriminante são: a normalidade, matrizes de variâncias-covariâncias homogêneas para cada grupo e multicolinearidade (MARÔCO, 2010 e HAIR et al., 2009).

Os quatro modelos que concorrem para o modelo geral não apresentaram homogeneidade de matrizes de variâncias-covariâncias, ficando esta suposição também por cumprir. Concluiu-se esta situação pelo teste *M de Box*, em que nos quatro modelos se rejeitou a hipótese nula a 5%, de igualdade das matrizes de variâncias-covariâncias, sendo o *p-value* inferior a 0,001 em todos os casos (MARÔCO, 2010).

Por fim, há a referir, relativamente ao modelo G, como se pode verificar na Tabela 4.3.3 e na Tabela 4.3.4, que modelos estimados e não escolhidos apresentaram a mesma percentagem de classificação correta, na amostra de validação, de 89,7%. Estes modelos foram dois e foram estimados com a análise discriminante. A opção pelo modelo de regressão logística deveu-se a este tipo de modelo já se ter mostrado mais eficaz para as empresas em geral e para o setor F. Outra razão deveu-se à possibilidade dos modelos de análise discriminante apresentarem problemas, devido à suposição de homogeneidade de matriz de variâncias-covariâncias não estar cumprida. Para além disto, o modelo de regressão logística apresenta um bom ajustamento, sem qualquer indício de problemas segundo os testes elaborados e apresentados atrás.

De seguida é apresentada na TABELA um resumo de todas as variáveis consideradas significativas em todos os modelos estimados, incluindo os não escolhidos.

Tabela 4.3.5: Variáveis independentes significativas nos modelos estimados, incluindo os não escolhidos

				Variáveis independentes															
				X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄			
Modelo geral	Análise discriminante	Lambda de Wilks	Dados s/transf.				•	•	•	•									
			Dados c/transf.		•		•	•		•		•	•			•			
		Distância de Mahalanobis	Dados s/transf.				•	•	•	•									
			Dados c/transf.		•		•	•		•		•	•			•			
	Regressão Logística	Método INSERIR	Dados s/transf.	•	•		•	•				•							
			Dados c/transf.		•		•	•		•		•				•			
		Método AVANÇAR-RP	Dados s/transf.		•		•	•		•									
			Dados c/transf.		•		•	•		•		•	•			•			
			Total Modelo geral				1	6	0	8	8	2	7	0	5	3	0	0	4
			Modelos setoriais	Análise discriminante	Lambda de Wilks	Dados s/transf.					•		•			•			•
Dados c/transf.		•							•				•						
Distância de Mahalanobis	Dados s/transf.							•		•			•			•			
	Dados c/transf.				•				•				•						
Regressão Logística	Método INSERIR	Dados s/transf.																	
		Dados c/transf.			•									•		•			
	Método AVANÇAR-RP	Dados s/transf.			•		•			•									
		Dados c/transf.			•					•				•					
		Total Modelo setor C				0	5	0	1	2	2	4	0	0	2	4	0	3	

				Variáveis independentes													
				X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	
Modelos setoriais (continuação)	Setor F	Análise discriminante	Lambda de Wilks	Dados s/transf.					•		•						
			Lambda de Wilks	Dados c/transf.			•			•		•					
			Distância de Mahalanobis	Dados s/transf.				•		•							
			Distância de Mahalanobis	Dados c/transf.			•			•		•					
		Regressão Logística	Método INSERIR	Dados s/transf.				•									
			Método INSERIR	Dados c/transf.			•					•					
			Método AVANÇAR-RP	Dados s/transf.						•							
			Método AVANÇAR-RP	Dados c/transf.			•			•		•					
	Total Modelo setor F				0	0	0	4	3	0	6	0	0	4	0	0	0
	Setor G	Análise discriminante	Lambda de Wilks	Dados s/transf.			•		•								
			Lambda de Wilks	Dados c/transf.			•			•		•					
			Distância de Mahalanobis	Dados s/transf.			•		•								
			Distância de Mahalanobis	Dados c/transf.			•			•		•					
		Regressão Logística	Método INSERIR	Dados s/transf.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
			Método INSERIR	Dados c/transf.			•										
Método AVANÇAR-RP			Dados s/transf.	•		•			•								
Método AVANÇAR-RP			Dados c/transf.			•			•		•						
Total Modelo setor G				1	0	0	7	0	2	4	0	0	3	0	0	0	
TOTAL GERAL				2	11	0	20	13	6	21	0	5	12	4	0	7	

Fonte: Elaboração própria.

Da análise da Tabela 4.3.5, podemos verificar que o modelo escolhido como modelo geral é o que apresenta as variáveis significativas assim consideradas na maioria dos modelos

estimados com a amostra geral. Ainda relativamente ao modelo geral, as variáveis X_5 e X_6 são significativas em todos os modelos.

No modelo do setor C destacam-se as variáveis X_3 , X_8 e X_{12} ; no modelo do setor F destacam-se as variáveis X_5 , X_8 e X_{11} ; e por fim no modelo do setor G destaca-se X_5 e X_8 .

Analisando os modelos em geral destacam-se as variáveis X_5 e X_8 .

5 INTERPRETAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS

A estimação de quatro modelos foi efetuada com o objetivo de testar qual o tipo de modelo que melhor classifica a falência, um modelo geral ou um modelo setorial. Lembra-se que esta conclusão serve apenas para as PME. Foi estimado mais do que um modelo por setor, para se garantir que o modelo estimado não seria uma exceção à regra. Assim, considerou-se que três seria o número ideal de modelos. Pelas diferentes percentagens de classificação corretas, percebe-se que as diferenças de percentagens entre o modelo geral e os modelos por setores não são suficientemente significativas, com exceção da validação *ex-ante*, onde se percebe claramente que os modelos por setores apresentam melhores resultados. Assim, conclui-se que os modelos por setores são mais eficazes. No entanto, quando estes não estão disponíveis, um modelo geral para PME também consegue alcançar um bom nível de eficácia.

5.1 Modelo Geral

O modelo geral, escolhido como o melhor modelo para distinguir entre empresas falidas e ativas, inclui todas as variáveis, o que permite concluir que todas as variáveis têm um papel importante na distinção entre empresas falidas e ativas. Consequentemente, todas estas variáveis deviam ser consideradas determinantes da mortalidade. No entanto, na análise do modelo pode-se verificar que existem variáveis que são significativas e outras que o não são, existindo variáveis com maior contribuição para o modelo do que outras. Por esta razão, iremo-nos concentrar apenas em algumas variáveis.

As variáveis que serão consideradas determinantes da mortalidade das PME em geral, terão de cumprir três critérios: primeiro, será entre as variáveis do modelo que apresentam uma importância relativa mais elevada (através dos coeficientes estandardizados); segundo, terão de ser significativas no modelo; e por fim, terão de ter sido consideradas significativas em grande parte dos modelos estimados.

Tabela 5.1.1: Avaliação critérios de escolha de determinantes de mortalidade – Modelo geral

Variáveis	Importância Relativa	Variáveis Significativas ²⁸	Nº Modelos em que as Variáveis são significativas ²⁹
$\sqrt{(X_8)}$	1º	•	7
$\text{Log}(X_{10}^2)$	2º	•	5
$\sqrt{(X_6)}$	3º	•	8
$\text{Log}(X_7^2)$	4º		2
$\text{Log}(X_5^2)$	5º	•	8
$\text{Log}(X_3)$	6º	•	6
$\text{Log}(X_{14}^2)$	7º	•	4

Fonte: Elaboração própria.

Pela aplicação dos critérios, as variáveis aqui consideradas determinantes de mortalidade das PME em geral são as variáveis $\sqrt{(X_8)}$, $\text{Log}(X_{10}^2)$, $\sqrt{(X_6)}$, $\text{Log}(X_5^2)$, $\text{Log}(X_3)$ e $\text{Log}(X_{14}^2)$. Para a interpretação do significado destas variáveis como determinantes de mortalidade, irão ser utilizadas as variáveis na sua forma original, ou seja, sem transformação.

A primeira variável considerada determinante de mortalidade é a X_8 , que corresponde ao rácio 7, que estabelece a relação entre o passivo total e o ativo total, e é designado de rácio de endividamento. Representa o peso do passivo total sobre o ativo total e dá-nos o nível de endividamento da empresa (GONÇALVES, 2011). Pela análise univariada já foi possível perceber que este rácio teria um papel importante.

Pela análise dos resultados conclui-se que o aumento deste rácio faz crescer a probabilidade de falência. Conclui-se também que, pela amostra de estimação, as empresas ativas apresentam valores deste rácio entre, aproximadamente, 0,1 e 1,1 e as empresas falidas apresentam valores entre, aproximadamente, 0,4 e 3,5. Daí pode-se verificar que existe um intervalo em que os tipos de empresas se sobrepõem, o que pode significar que existem empresas falidas, cuja causa de falência se deveu principalmente a outros fatores. Todavia, existem empresas falidas que atingem valores altíssimos de endividamento. Pode dizer-se então que o valor limite deste rácio é de 1, o que significa que o ativo é totalmente financiado por passivo. Valores superiores a 1 indicam que a empresa está tecnicamente em falência, sendo necessário tomar medidas, pois esta situação poderá conduzir a empresa à sua extinção.

²⁸ Não existem variáveis significativas no modelo para além destas.

²⁹ As restantes variáveis são consideradas significativas em número menor de modelos, com exceção da variável $\text{Log}(X_{11}^2)$ que é significativa em mais um modelo do que a variável $\text{Log}(X_7^2)$, mas ainda assim é um número reduzido de modelos para ser considerada determinante de mortalidade.

As medidas que podem ser tomadas para combater a situação de um rácio de endividamento demasiado elevado não se encontram na literatura, sendo necessário conhecer a situação e atividade da empresa para se perceber qual ou quais as medidas a tomar.

Este endividamento pode destinar-se a um investimento de médio e longo prazo e assim espera-se recuperar o investido, ou pode destinar-se a colmatar necessidades relacionadas com a atividade operacional.

No primeiro caso, é necessário avaliar se a empresa tem as condições financeiras necessárias para suportar esta situação. Se for o segundo caso, então é necessário verificar se a necessidade de recorrer excessivamente ao crédito se deve a problemas de liquidez, e aí é necessário renegociar os prazos de recebimentos e/ou pagamentos. Caso não esteja relacionado com a liquidez, o problema pode ser ainda mais grave. É necessário verificar quais as necessidades satisfeitas com estes capitais alheios, se são mesmo necessárias ou se se trata de um problema interno ou externo. Muitas podem ser as causas e muito há que analisar, não sendo possível nem razoável colocar aqui todas as hipóteses.

É também de referir que, estando este rácio relacionado com o passivo, e sendo considerado um determinante de mortalidade, indica-nos que a gestão orçamental é de extrema importância por isso, por exemplo no caso do crédito à banca, deve ser bem analisada a capacidade da empresa o suportar.

Outro rácio considerado determinante de mortalidade é o rácio 9. Neste caso, pela análise univariada, não foi possível chegar a esta conclusão. Este rácio é representado no modelo pela variável X_{10} . Este rácio relaciona o capital próprio com o volume de negócios. Quanto maior este rácio, menor a probabilidade de falência, o que significa que as empresas se devem preocupar com a diminuição deste rácio (SANTOS, 2000). Este é um rácio pouco utilizado em análise financeira, no entanto mostrou-se, tanto no nosso estudo, como nos estudos de EDMISTER (1972) e de SANTOS (2000), que tem capacidade para distinguir entre empresas falidas e empresas ativas.

O rácio seguinte a ser discutido é R5, representado na equação pela variável X_6 . Este rácio é comumente designado por rotação do ativo e é utilizado pelos analistas para avaliar a contribuição do ativo para o nível de vendas. Quanto maior o valor deste rácio menor a probabilidade de falência, o que significa que quanto maior este rácio, mais eficiente é a utilização do ativo para a geração de vendas (JORGE, 2010).

O nível de eficiência de utilização do ativo depende das decisões de gestão de recursos tomadas, o que significa que com este determinante é possível avaliar a eficiência da gestão da

empresa, e quanto maior o valor do rácio, maior é a eficiência de utilização dos recursos, logo, maior é a qualidade da gestão da empresa, pelo menos em matéria de gestão de recursos (JORGE, 2010).

Porém, é necessário ter em consideração também que um valor demasiado elevado deste rácio significa que está a ser utilizada toda a capacidade da empresa, e para haver crescimento é necessário investir. No caso contrário, se o valor deste rácio for reduzido, significa que a capacidade da empresa está a ser subaproveitada (NEVES, 2000 e JORGE, 2010).

Não esquecer que a utilização dos rácios deve considerar a empresa em si e a sua envolvente, pois a subutilização dos recursos pode dever-se ao mercado (pouca procura, logo diminuição das vendas, e dificuldade em reestruturar o ativo, por esta mesma razão), e não à qualidade da gestão. Esta situação é a que se pode verificar atualmente no mercado, por isso grande parte do que este rácio conseguiu captar acredita-se que esteja relacionado com as condições do mercado.

Assim, tendo em conta os dois tipos de eventos possíveis de captar por este rácio, pode-se concluir que a qualidade da gestão e as condições do mercado são dois determinantes da mortalidade das PME portuguesas.

Outro determinante da mortalidade é representado pelo rácio 4, representado no modelo pela variável $\text{Log}(X_5^2)$. Este rácio é calculado pela divisão do resultado operacional pelo total do ativo, e indica-nos a rendibilidade operacional do ativo. Pelo modelo, verificamos que quanto maior a rendibilidade do ativo, menor a probabilidade de falência. Logo, as empresas devem dar especial atenção a este rácio e às suas diminuições, pois aqui conclui-se que a sua diminuição é um sintoma de falência.

Este rácio mede a produtividade do ativo da empresa, sem a consideração de juros e impostos, daí se considerar esta a real produtividade do seu ativo, pois considera apenas a atividade operacional da empresa, medindo a capacidade dos ativos da empresa em gerar resultados. Espera-se que os ativos tenham capacidade para gerar resultados daí que, tal como era de esperar, as empresas ativas apresentem, para este indicador, valores superiores às falidas, pois como é senso comum, espera-se que os ativos das empresas ativas tenham maior capacidade de gerar resultados que os das falidas.

A análise deste rácio leva-nos a concluir que a falta de capacidade de gerar resultados com os ativos das empresas falidas é uma das causas da sua falência.

Na análise deste rácio é necessário ter sempre presente que determinados setores podem ter diferentes necessidades de estruturas e, por isso, dimensões de ativo diferentes, daí que se espera que este rácio tenha um maior contributo nos modelos por setores.

O rácio 4 é frequentemente utilizado para medir o desempenho da empresa e a eficácia da administração para originar lucro (BREALEY et al., 1997 e JORGE, 2010). Dito isto, concluímos também a partir deste rácio que o desempenho da gestão é uma determinante da mortalidade, até porque, como afirma JORGE (2010), a rendibilidade de uma empresa é resultado de várias decisões e políticas aplicadas na empresa.

Os últimos dois rácios que comentaremos (R2 e R13), representados no modelo pelas variáveis $\text{Log}(X_3)$ e $\text{Log}(X_{14}^2)$, são os que menos contribuem para a distinção entre empresas falidas e ativas. No entanto, pelos critérios aqui definidos, também são considerados determinantes de mortalidade a considerar.

O rácio R2 é designado de liquidez imediata, medindo a capacidade de empresas para fazer face às suas obrigações de curto prazo. Segundo o modelo estimado, quanto maior este rácio menor é a probabilidade de falência da empresa. No entanto, é de referir que um elevado valor deste rácio é preferido pelos credores, mas não o é pelos acionistas. Os credores preferem um valor elevado, ou seja, quanto mais meios que se convertem facilmente em dinheiro disponível, maior a garantia de cumprimento da dívida. Os acionistas preferem um valor baixo, porque valores elevados de liquidez imediata podem significar problemas de rendibilidade.

O papel dos gestores, nesta situação, é encontrar o equilíbrio entre os dois interesses (NEVES, 2000e JORGE, 2010).

Nesta análise conclui-se que a liquidez imediata da empresa é um determinante de mortalidade e que, apesar dos interesses diferentes em relação a este rácio, quanto maior a liquidez imediata, menor a probabilidade de falência. O que significa que situação preferível deste rácio está relacionada com o interesse dos credores, ou seja, a situação preferível de uma empresa é que tenha a capacidade de cobrir as suas obrigações, e aqui se conclui que uma das principais causas das empresas falidas foi o facto de não terem a capacidade de cobrir as suas obrigações de curto prazo.

Com o rácio 2 voltamos a encontrar uma determinante de mortalidade relacionada com os créditos excessivos e com a falta de capacidade para fazer face a estes créditos. Tal situação deve-se à falta de planeamento e análise das contas da empresa para se perceber se o recurso ao crédito é a situação ideal e, principalmente, se a empresa tem capacidade para ir por essa via ou,

em situação contrária, que decisões e alterações devem ser tomadas, caso seja mesmo necessário e a melhor hipótese.

Da análise do último rácio, R13 (Imposto sobre o rendimento/Resultados antes de Impostos), podemos retirar que uma das principais causas da morte das empresas se reflete no resultado líquido, ou seja, a morte das PME portuguesas relaciona-se, na sua grande maioria, não por decisão da administração, mas deterioração das contas da empresa contra a vontade da administração. Pelo modelo, quanto maior este rácio, menor a probabilidade de falência, o que já era de esperar visto que as empresas com maiores resultados (ativas) pagam mais impostos. Logo, as conclusões que podem ser retiradas deste rácio relacionam-se apenas com os resultados e não com os impostos, pois a sua variação está relacionada com a variação dos resultados.

5.2 Modelos por Setores

A escolha das variáveis consideradas determinantes de mortalidade das PME de cada setor em específico teve em conta os mesmos critérios utilizados para o modelo geral.

Nos modelos por setores foi menos clara a escolha das variáveis que deveriam ser consideradas determinantes de mortalidade. Uma das possíveis razões desta situação poderá ser pelas amostras dos setores serem mais pequenas. Assim sendo, optou-se por selecionar as variáveis que cumpriram os três critérios, salvo exceções que serão justificadas.

5.2.1 Modelo Setor C

Tabela 5.2.1: Avaliação critérios de escolha de determinantes de mortalidade – Modelo setor C

Variáveis	Importância Relativa	Variáveis Significativas ³⁰	Nº Modelos em que as Variáveis são significativas ³¹
$\text{Log}(X_3^2)$	1º	•	5
$\text{Log}(X_7^2)$	2º	•	2
$\text{Log}(X_{12}^2)$	2º	•	4
$\sqrt{X_8}$			4

Fonte: Elaboração própria.

As variáveis consideradas, para este setor, determinantes de mortalidade cumprem os três critérios definidos.

³⁰ Não existem variáveis significativas no modelo para além destas.

³¹ As restantes variáveis são consideradas significativas em número menor de modelos, com exceção da variável $\text{Log}(X_{11}^2)$ que é significativa em mais um modelo do que a variável $\text{Log}(X_7^2)$, mas ainda assim é um número reduzido de modelos para ser considerada determinante de mortalidade.

A primeira variável considerada determinante de mortalidade foi explicada para o modelo geral e esta explicação aplica-se para este setor específico também. Assim, conclui-se que a liquidez imediata é uma das principais causas da falência das empresas do setor das Industrias Transformadoras, tendo sempre em conta o contexto atual do mercado. O que significa que a liquidez imediata é uma determinante da mortalidade também das empresas deste setor.

A variável $\text{Log}(X_{12}^2)$ não foi considerada determinante de mortalidade no modelo geral, mas aqui é considerada. Esta variável corresponde ao rácio R_{11} que relaciona a variação dos lucros da empresa com a variação dos lucros de todas as PME. Este rácio é designado de beta contabilístico e não foi verificada a sua utilização em qualquer outro estudo analisado (BREALEY et al., 1997).

Este rácio faz mais sentido no modelo geral do que neste modelo, pois a variação dos lucros da empresa é comparada com a variação dos lucros das PME em geral, e não das PME do setor específico em análise. No entanto, no modelo proposto este rácio mostrou-se com capacidade para distinguir entre empresas ativas e falidas do setor das indústrias transformadoras (BREALEY et al., 1997).

Pelo modelo, quanto maior o valor deste rácio, mais longe está a empresa de ser considerada falida ou mais perto fica de ser considerada ativa. Isto significa que quanto maior a influência da variação dos lucros de todas as empresas na empresa em análise mais longe está a empresa de falir. Assim, conclui-se que a pouca sensibilidade da variação dos lucros de uma empresa à variação dos lucros agregados de todas as PME é uma determinante de mortalidade para as empresas do setor C.

5.2.2 Modelo Setor F

Tabela 5.2.2: Avaliação critérios de escolha de determinantes de mortalidade – Modelo setor F

Variáveis	Importância Relativa	Variáveis Significativas ³²	Nº Modelos em que as Variáveis são significativas ³³
$\text{Log}(X_{10}^2)$	1º		0
$\sqrt{(X_6)}$	2º		3
X_8	3º		6
$\text{Log}(X_7^2)$	4º		0
X_4	5º		0
$1/X_2$	6º		0
$\text{Log}(X_5^2)$	7º	•	4
$\text{Log}(X_{11}^2)$	8º	•	4

Fonte: Elaboração própria.

A primeira variável considerada determinante (X_8) é a única, de entre as três, que não cumpre os três critérios, no entanto, é considerada determinante de mortalidade do setor F, porque é a terceira variável que mais contribui, no modelo, para a distinção entre empresas falidas e empresas ativas e é a variável considerada significativa em maior número de modelos estimados.

Esta variável já foi anteriormente analisada e concluiu-se que o nível de endividamento é também uma determinante de mortalidade das empresas do setor F. Para além disto, pelo modelo conclui-se que quanto maior o nível de endividamento maior a probabilidade da empresa falir, tal como seria de esperar.

Tal como o rácio anterior, o rácio 4 também já foi analisado anteriormente, concluindo-se que se associa à determinante de capacidade dos ativos para gerar lucro e à determinante de eficiência da gestão. Pelo modelo, quanto maior o valor deste rácio menor a probabilidade de falência, assim, quanto maior a capacidade dos ativos para gerar lucros e consequentemente quanto maior a eficiência da gestão, menor a probabilidade de falência.

O último rácio considerado neste setor é o R_{10} que expressa a taxa de crescimento dos lucros. Pelo modelo, e ao contrário do que seria de esperar, quanto maior a taxa de crescimento dos lucros maior a probabilidade de falência das empresas de construção. Tendo em conta que esta variável tem um dos maiores contributos para o modelo na distinção entre falidas e ativas, é

³² Não existem variáveis significativas no modelo para além destas.

³³ As restantes variáveis são consideradas significativas em número menor de modelos.

significativa no modelo escolhido e em grande parte dos modelos estimados, esta conclusão não deve ser ignorada.

Analisando mais a fundo, as empresas, em geral, têm frequentemente maior taxa de crescimento nos primeiros anos de vida antes de atingirem a maturidade. Assim, e como não faz sentido que quanto maior a taxa de crescimento maior a probabilidade de falência, conclui-se que a maioria das empresas do setor da construção morrem ainda antes de atingirem a maturidade, ou seja, nos primeiros anos de vida. A “lição” que daqui se retira é que, mais do que em qualquer outro setor, as empresas do setor da construção devem ter uma gestão cuidada com análises o mais frequentes possível, mesmo que se verifiquem elevadas taxas de crescimento, pois este período de crescimento é um período crítico para estas empresas.

Não esquecer que para além da conclusão tirada anteriormente, esta situação poderá estar a ser fortemente influenciada pela situação económica vivida em Portugal e no mundo, que atingiu principalmente este setor.

5.2.3 Modelo Setor G

Tabela 5.2.3: Avaliação critérios de escolha de determinantes de mortalidade – Modelo setor G

Variáveis	Importância Relativa	Variáveis Significativas ³⁴	Nº Modelos em que as Variáveis são significativas ³⁵
$\text{Log}(X_8)$	1º		4
$\text{Log}(X_5^2)$	2º	•	7
$\text{Log}(X_{13}^2)$	3º		0
$\text{Log}(X_{10}^2)$	4º		0
X_{14}	5º		0
$\text{Log}(X_{11}^2)$	6º		3
$\sqrt{(X_6)}$	7º		0

Fonte: Elaboração própria.

Para o setor do comércio por grosso e a retalho, reparação de veículos automóveis e motociclos, as variáveis consideradas determinantes de mortalidade já foram anteriormente abordadas com esta classificação. Apenas a primeira variável não cumpre com os três critérios definidos anteriormente para ser considerada determinante de mortalidade, no entanto, assim considerou-se, porque esta é a variável com maior contribuição no modelo para a distinção entre

³⁴ Não existem variáveis significativas no modelo para além destas.

³⁵ As restantes variáveis são consideradas significativas em número menor de modelos.

empresas falidas e ativas e para além disto esta variável é significativa em mais de metade dos modelos estimados para este setor.

Conclui-se portanto que um nível elevado de endividamento é uma das principais causas de falência das empresas do setor G, bem como a falta de eficiência da gestão para a tomada de decisões que contribuem para aumentar, e até otimizar, a capacidade de produção do ativo, sendo por isso estas duas causas consideradas determinantes de mortalidade das PME do setor G.

6 CONCLUSÃO

Toda a empresa tem de certa forma a propensão para falir, designada de semente de falência. Com este trabalho pretende-se diagnosticar onde se encontra esta semente, de forma a tomar medidas que adiem, ao máximo, a germinação da mesma, e permitam que este adiamento seja o mais saudável possível.

A ideia de que todas as empresas têm à partida a propensão para falir pode parecer um pouco desanimadora, mas esta é uma situação natural que faz parte do ciclo de vida das organizações. Umhas terão que morrer para que outras, com novas ideias e processos melhorados, nasçam.

Do estudo, da INTERPRETAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS pode concluir-se que as principais determinantes são o nível de endividamento e o desempenho da gestão, pois são consideradas determinantes em três dos quatro modelos estimados, sendo mais de uma vez consideradas determinantes no modelo geral. No entanto, é importante salientar que as determinantes consideradas para o período em estudo e até ao ano de 2010 podem alterar-se ao acrescentar-se, à amostra, dados do ano de 2011.

Este tema só por si é um tema dinâmico, ou seja, cujas conclusões se alteram com o tempo. Atualmente, no ambiente de constante mudança que se vive, ainda mais dinâmico se espera que ele seja.

Todo o processo para encontrar as determinantes de mortalidade das PME portuguesas permitiu que se alcançassem outros feitos. Este processo passou pela criação de um modelo que permite o diagnóstico da situação da empresa de forma objetiva através de vários rácios conjugados num só indicador.

O modelo referido e aqui construído permite que a análise às empresas seja feita de forma mais rápida e objetiva, permitindo que, nomeadamente, empresários e bancários poupem tempo neste tipo de análise.

Para além deste trabalho de diagnóstico, pretendem-se apresentar soluções. Um instrumento referido que aqui se salienta como sendo de extrema importância, é o orçamento, com frequência no mínimo anual. O orçamento permite que as falhas sejam detetadas no momento em que é mais rápido e fácil encontrar as resoluções para os problemas, e até aplicá-los. Permite que a empresa se dimensione às suas necessidades e características gradualmente, de forma que as consequências deste dimensionamento sejam minimizadas. Dimensionar uma empresa em situação de insolvência, é um processo muito mais demorado e oneroso, e caso as

medidas tomadas não sejam suficientes, muito provavelmente não haverá oportunidade de outras serem tomadas.

É também de salientar que se faz aqui sempre referência a apenas um modelo, no entanto, foram também estimados outros três por setores para se definir qual o tipo de modelo com melhor aplicação. Concluiu-se que os modelos por setores apresentaram melhor desempenho, no entanto, a diferença entre um e outros não foi muito grande, e sempre que modelos por setores não estejam disponíveis, a utilização do modelo geral consegue também apresentar um desempenho eficaz.

Com este trabalho procurámos aprender com as falhas e casos de insucesso e com isto concluir sobre as determinantes anteriormente mencionadas. No entanto, este não deve ser o único tipo de análise a realizar. As empresas também se devem preocupar em analisar as causas do seu sucesso, quando tal se verifique. A não procura das causas dos seus sucessos pode ser também uma das causas que conduz as empresas à falência. Ao não procurarem as causas dos seus sucessos, não irão perceber o que têm de mudar, podendo levar a que as empresas pensem que o seu sucesso adveio das suas capacidades, considerando-o um dado adquirido. Todavia, a realidade pode ser diferente, pois este sucesso pode ter tido origem em fatores externos ou em eventos aleatórios (GINO et al., 2011).

Este estudo apresenta vários aspetos a melhorar, e que podem ser alvo de estudos futuros. Um dos principais é o facto de este estudo não conter determinantes qualitativas, pois existem certos aspetos que não são possíveis de englobar em determinantes quantitativas. Estas determinantes qualitativas seriam introduzidas no estudo através de inquéritos e entrevistas a gestores e de PME. Porém, o objetivo não seria criar um modelo com apenas determinantes qualitativas, mas sim um modelo que juntasse tanto umas com as outras.

Outro aspeto que poderia ser melhorado é a estimação de novos modelos por setores, com amostras maiores, procurando-se alcançar o tamanho ideal de amostra, sugerido por HAIR et al. (2009), que não foi possível alcançar neste estudo. Desta forma, a comparação entre o modelo geral e os modelos setoriais será mais clara e com maiores certezas, pois estar-se-á a comparar modelos estimados nas mesmas circunstâncias também a nível de dimensão da amostra.

A análise univariada realizada poderia ser mais aprofundada, analisando-se mais aspetos do que os analisados. No entanto, não esquecer que esta análise deve continuar a funcionar como uma análise complementar à análise multivariada, pois constata-se esta última permite alcançar melhores resultados.

Ainda em relação aos modelos estimados, agora apenas com a regressão logística, é possível um melhoramento pela análise de diferentes métodos *stepwise*, para além dos aqui analisados, pois um método *stepwise* permite alcançar um modelo mais simples incluindo apenas as variáveis mais significativas. Neste estudo foram analisados dois modelos, em relação aos métodos utilizados: um com um método *stepwise* e outro que inclui todas as variáveis. Não foram analisados outros métodos *stepwise* por opção, tendo em conta que estes dois métodos de estimação eram os mais utilizados na literatura analisada sobre técnicas estatísticas.

Para além destes pontos mais específicos, existe um aspeto em falta que se considera importante salientar, que se relaciona com a experiência prática. Para um estudo deste tipo, mais do que perceber de técnicas estatísticas é necessário conhecer a vida prática das empresas, conhecê-las no campo, conhecer a sua forma de agir. Só assim identificaremos o que poderia ser melhorado e o que as conduz ao fracasso.

Assim sendo, um dos pontos que melhoraria este tipo de trabalho reside no grupo de rácios escolhidos para análise. Estes rácios ou os possíveis determinantes deveriam ser retirados da vida prática e este estudo serviria apenas para comprovar se de facto esses são ou não determinantes de mortalidade das PME portuguesas. Tentou-se aqui fazer isso, no entanto, com a experiência no campo, este trabalho poderia ser aprofundado. É neste sentido que no futuro se pretende voltar a debater este tema após obter alguma experiência prática.

Melhorar a situação das PME portuguesas e evitar a sua falência passa por ter em atenção os aspetos que aqui se referiram, por serem essenciais para conduzir uma empresa à falência. No entanto, poderá não ser suficiente. Com as mudanças que se verificaram nos últimos tempos, que conduziu ao aumento da falência das empresas, pensa-se que a solução passa também por encontrar quais são as novas necessidades dos “novos” e “antigos” clientes/consumidores, devendo as “novas” empresas ir ao encontro destas necessidades.

Para se conseguir evitar estas falências e ultrapassar a crise instalada, que em grande parte se deve a esse fenómeno, pensa-se ser necessário também uma mudança de mentalidades, tanto da parte das empresas e seus colaboradores, como da parte dos consumidores. Esta mudança de mentalidade passa, nomeadamente, pela forma como estes agentes vêem o papel do Estado. Estes agentes devem diminuir a sua dependência do Estado, devendo este agir apenas em caso de último recurso, apenas quando não há interesse privado para satisfazer uma necessidade da sociedade e, acima de tudo, com uma função reguladora, como está escrito na teoria, mas que não acontece na “vida prática”.

REFERÊNCIAS

ALTMAN, EDWARD I. - Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. Journal of Finance. ISSN 00221082. Vol. 23, n.º 4 (1968), p. 589-609.

ALTMAN, EDWARD I.; DIAS, LUIZ MANOEL RIBEIRO; BAIDYA, TARA K. N.- Previsão de Problemas Financeiros em Empresas: Revista de Administração de Empresas. Rio de Janeiro, 1979.

ALTMAN, EDWARD I.; HALDEMAN, ROBERT G.; NARAYANAN, P. - Zeta Analysis - A new model to identify bankruptcy risk of corporations. Journal of Banking & Finance. Vol. 1, n.º 1 (1977), p. 29-54.

APPIAH, KINGSLEY OPOKU; ABOR, JOSHUA - Predicting corporate failure: some empirical evidence from the UK. Benchmarking: An International Journal. ISSN 1463-5771. Vol. 16, n.º 3 (2009), p. 432-444.

BARROS, GABRIEL CUPERTINO OSÓRIO - Modelos de Previsão de Falência de Empresas - Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas. Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa, 2008. 115 f.

BEAVER, WILLIAM H. - Alternative Accounting Measures As Predictors of Failure. Accounting Review. ISSN 00014826. Vol. 43, n.º 1 (1968), p. 113.

BEAVER, WILLIAM H. - Financial Ratios as Predictors of Failure. Journal of Accounting Research. ISSN 00218456. Vol. 4, n.º 3 (1966), p. 71-111.

BREALEY, RICHARD A.; MYERS, STEWART C. - Princípios de Finanças Empresariais. Mcgraw Hill, 1997. ISBN 9789728298487.

CORREIA, CARLA SUSANA VALENTE - Previsão Da Insolvência: Evidência no Setor da Construção. DEGEI, Universidade de Aveiro, Dissertação de Mestrado, 2012.

EDMISTER, ROBERT O. - An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. Journal of Financial & Quantitative Analysis. ISSN 00221090. Vol. 7, n.º 2 (1972), p. 1477-1493.

ERCOLIN, CARLOS ALBERTO - Fatores Financeiros Determinantes da Mortalidade de Micro e Pequenas Empresas. São Paulo: Universidade de São Paulo - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, 2007. 139 f.

GINO, FRANCESCA; PISANO, GARY P. - Why Leaders Don't Learn From Success. Harvard Business Review. ISSN 00178012. Vol. 89, n.º 4 (2011), p. 68-44.

GONÇALVES, DOMINGOS - Estimação da Probabilidade de Falência - Aplicação Empírica em PME's não Financeiras Protuguesas. Universidade do Porto, 2011. 72 f.

HAIR, JOSEPH F. [et al.] - Análise Multivariada de Dados. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009. ISBN 978-85-7780-402-3.

HUBER, EVELYNE; STEPHENS, JONH D. - Political Parties and Public Pensions: A Quantitative Analysis. (1993), p. 309-325.

IHUA, UGWUSHI BELLEMA - SMEs Key Failure-Factors: A Comparison between the United Kingdom and Nigeria. Journal of Social Sciences. Vol. 18, n.º 3 (2009), p. 199-207.

JIMMY, HILL; CLIVE, NANCARROW; LEN TIU, WRIGHT - Lifecycles and crisis points in SMEs: a case approach. Marketing Intelligence & Planning. ISSN 0263-4503. Vol. 20, n.º 6 (2002), p. 361-369.

JORGE, JOÃO CARLOS TORRES VIEIRA DA MAIA - Avaliação do Desempenho de uma Empresa Através de Rácios Financeiros: Caso da Indústria Hoteleira. Lisboa: Universidade Técnica de Lisboa, 2010.

MARÔCO, JOÃO - Análise Estística com o PASW Statistics. Pêro pinheiro: Report Number - Análise e Gestão de Informação, Lda., 2010. ISBN 978-989-96763-0-5.

MARTINHO, ANTÓNIO PAIVA - Previsão da Falência Empresarial. Jornal do Técnico de Contas e da Empresa. Vol. Novembro, n.º 398 (1998), p. 267-269.

MARTINHO, ANTÓNIO PAIVA - Previsão da Falência Empresarial. Jornal do Técnico de Contas e da Empresa. Vol. Março, n.º 402 (1999), p. 79-81.

MENARD, SCOTT - Applied Logistic Regression Analysis - Second Edition. (2002).

MUIJS, DANIEL - Doing Quantitative Research in Education. London: Sage Publications, 2004.

NEVES, JOÃO CARVALHO DAS - Análise Financeira - Vol. I - Técnicas Fundamentais. 12.ª. Lisboa, 2000. ISBN 972-47-1666-X.

Portal da Empresa - [em linha]. www.portaldaempresa.pt: Agência para a Modernização Administrativa. [Consult. 23-01-2012]. Disponível em

SANTOS, PAULO JORGE MADEIRA DOS - Falência Empresarial – Modelo Discriminante e Logístico de Previsão Aplicado às PME do Sector Têxtil e do Vestuário. Coimbra: Universidade Aberta, 2000. 155 f.

TINSLEY, CATHERINE H.; DILLON, ROBIN L.; MADSEN, PETER M. - How to Avoid Catastrophe. Harvard Business Review. ISSN 00178012. Vol. 89, n.º 4 (2011), p. 90-97.

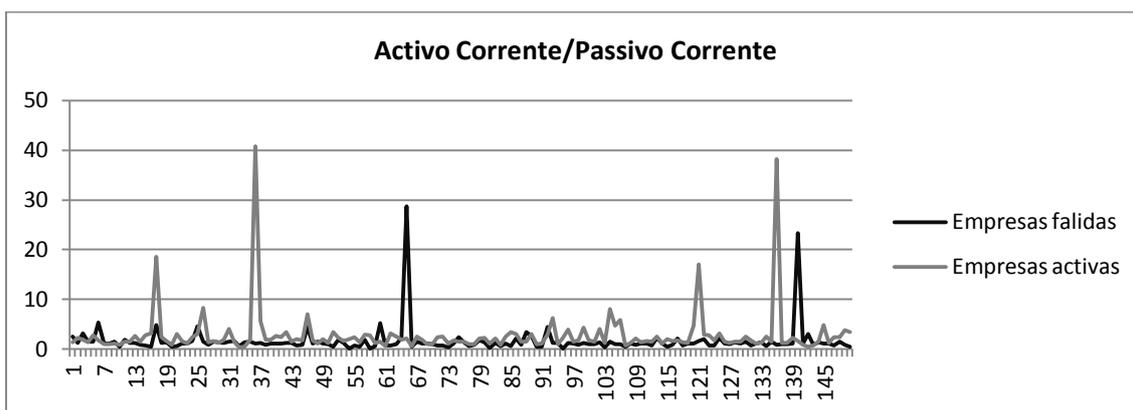
APÊNDICE

APÊNDICE 1 - Análise Univariada – Diferenças de Rácios entre grupos

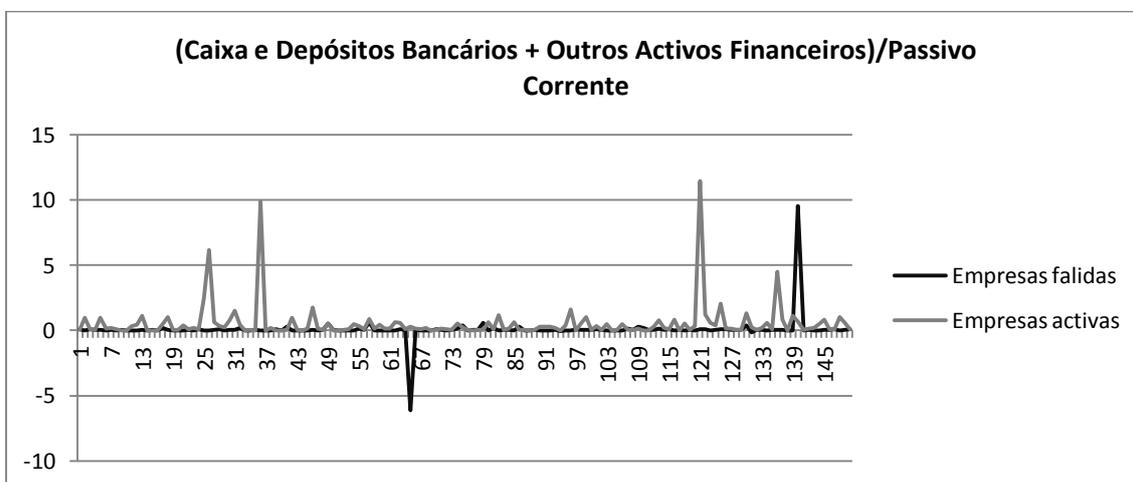
		Média dos rácios entre grupos												
		R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13
Grupo	Falidas	1,638	0,075	0,047	-0,027	1,227	0,139	0,934	0,681	0,133	-5,506	11,116	1,440	0,164
	Ativas	2,856	0,537	0,299	0,084	2,509	0,961	0,583	0,671	20,643	0,975	-0,443	2,006	0,308

Gráficos de Diferenças de Grupos

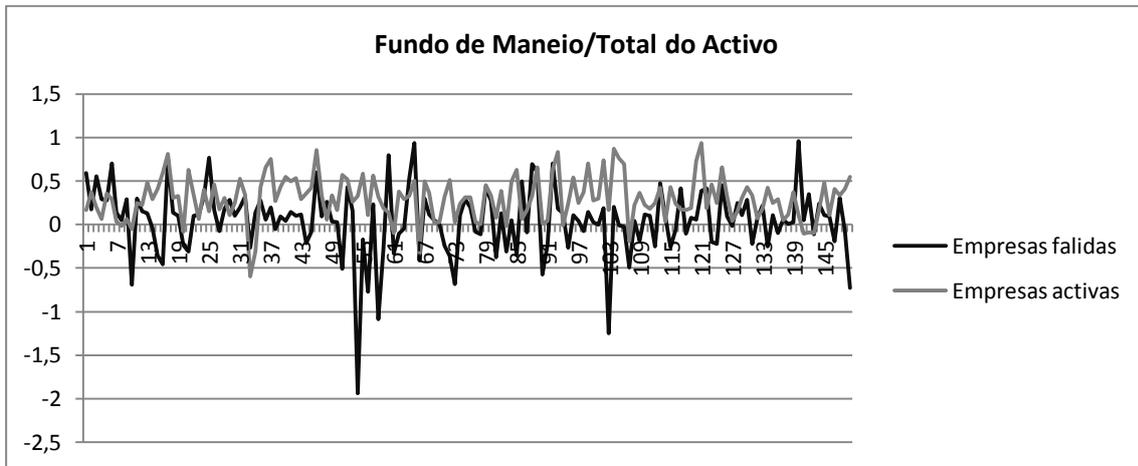
RÁCIO – R1



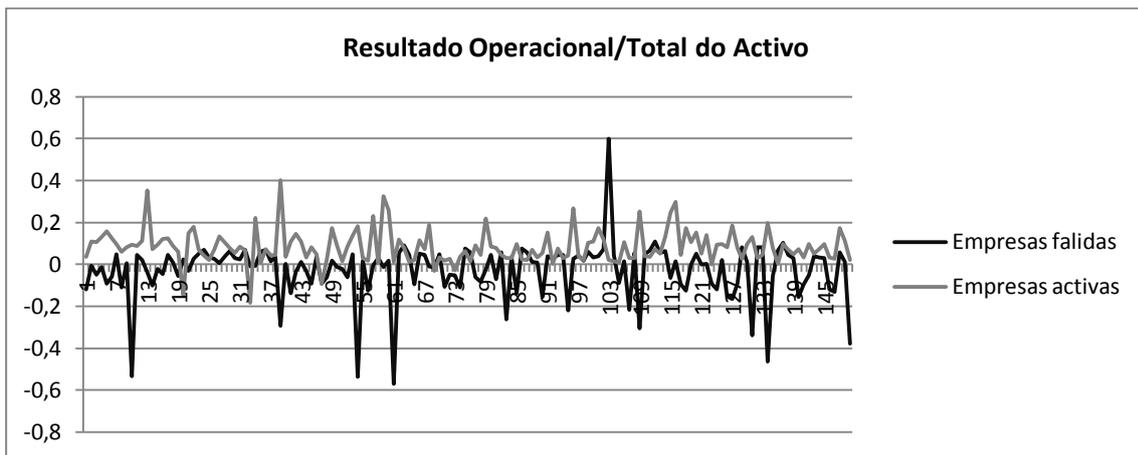
RÁCIO – R2



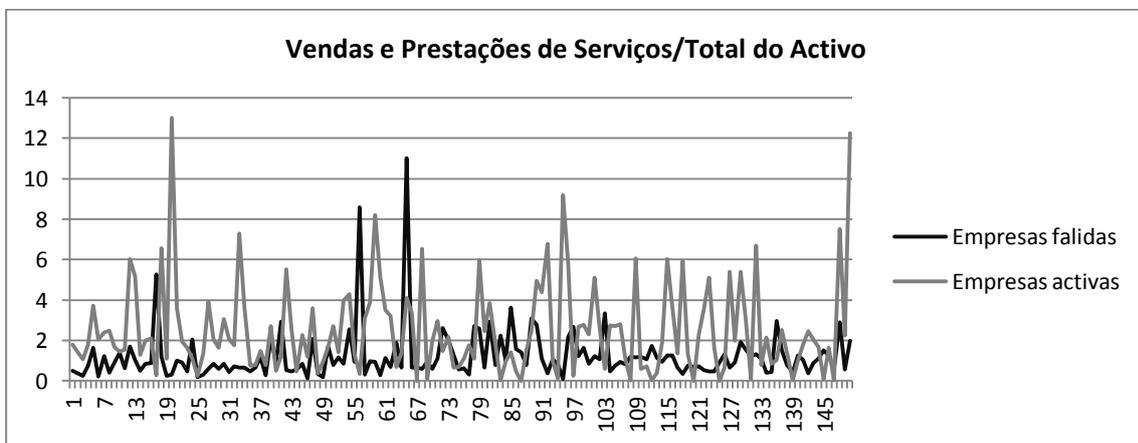
RÁCIO – R3



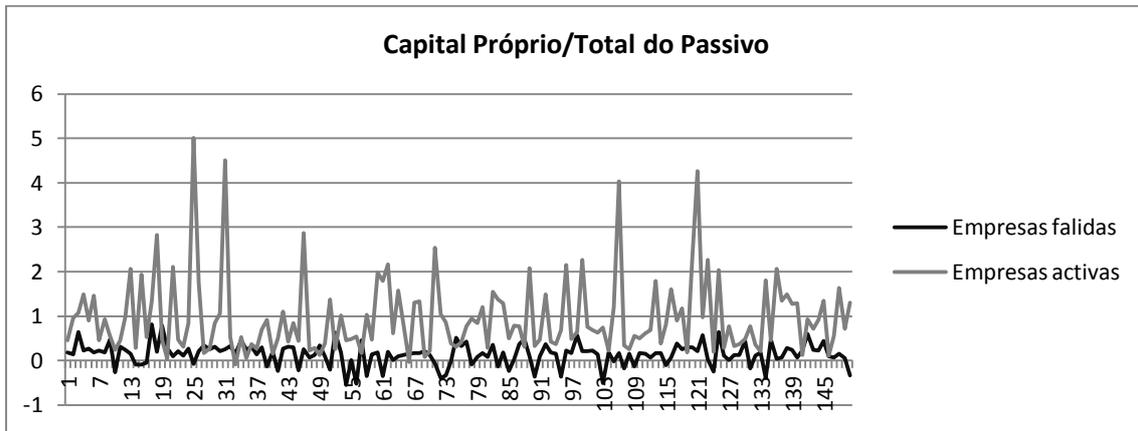
RÁCIO – R4



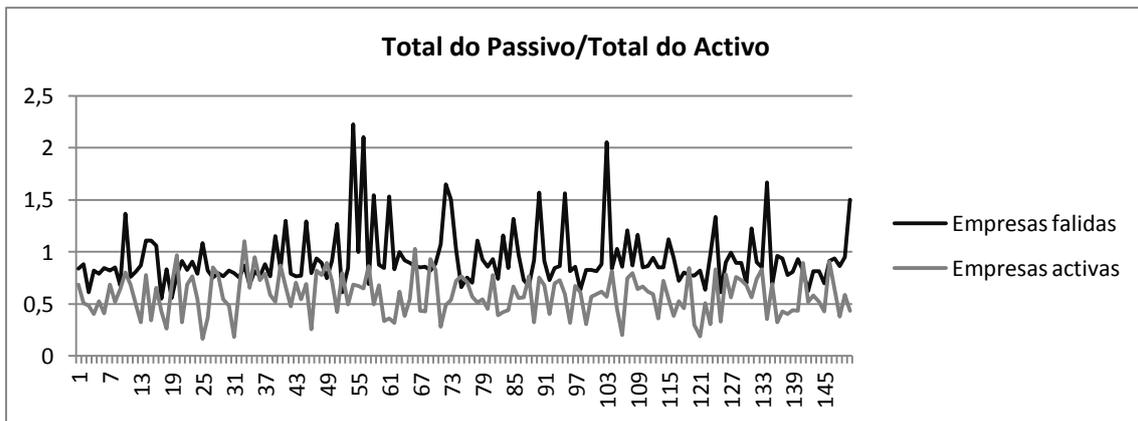
RÁCIO – R5



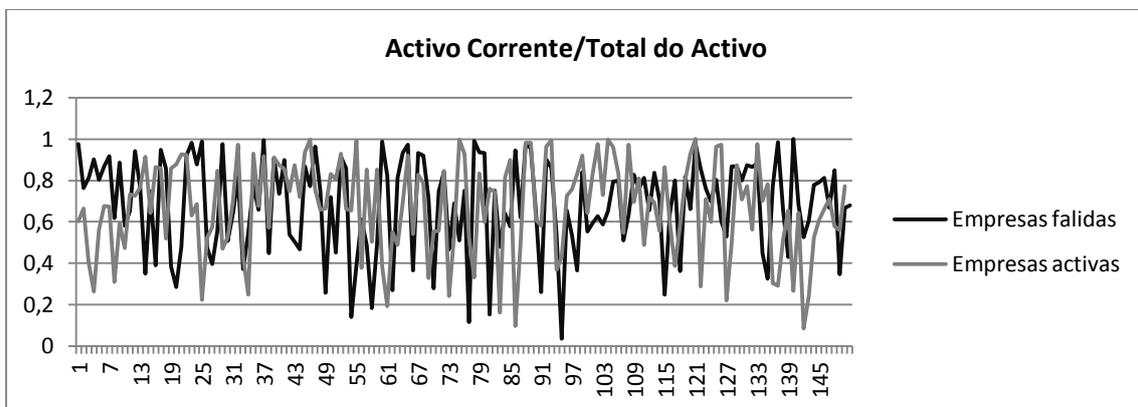
RÁCIO – R6



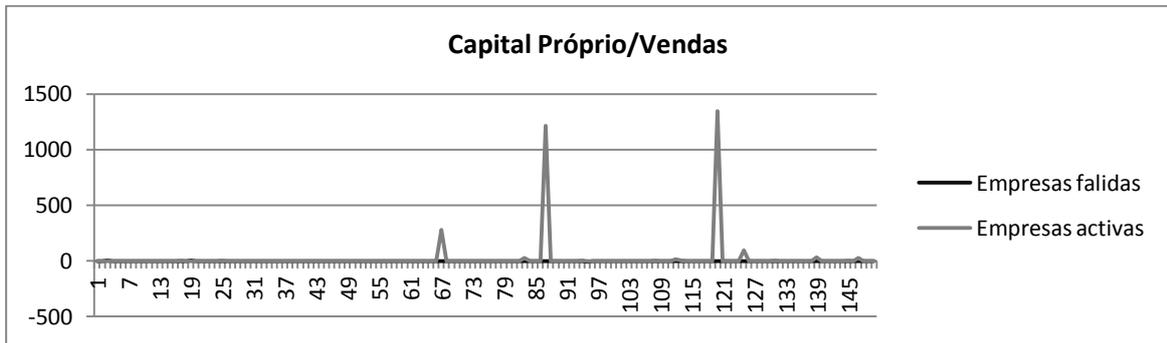
RÁCIO – R7



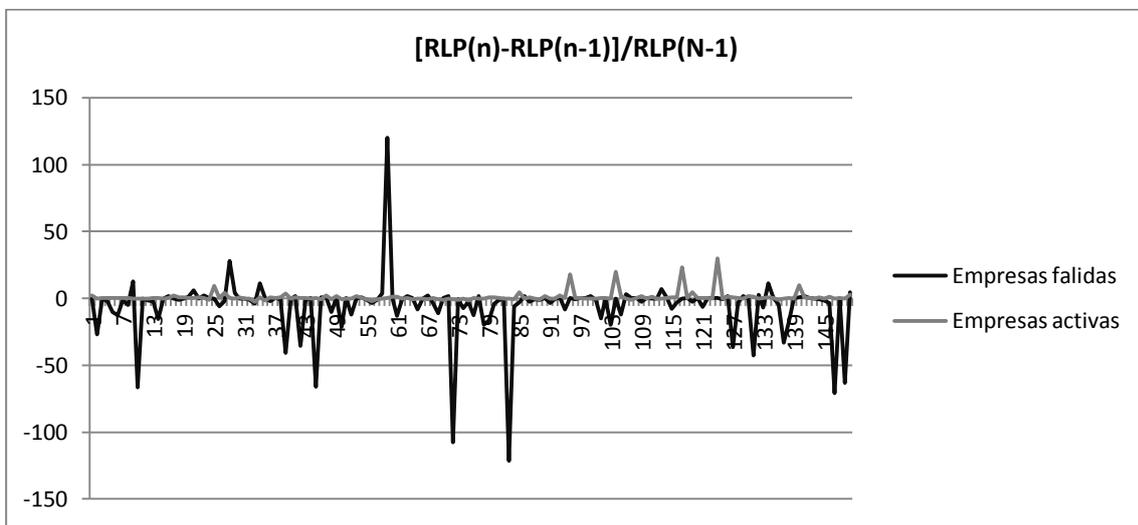
RÁCIO – R8



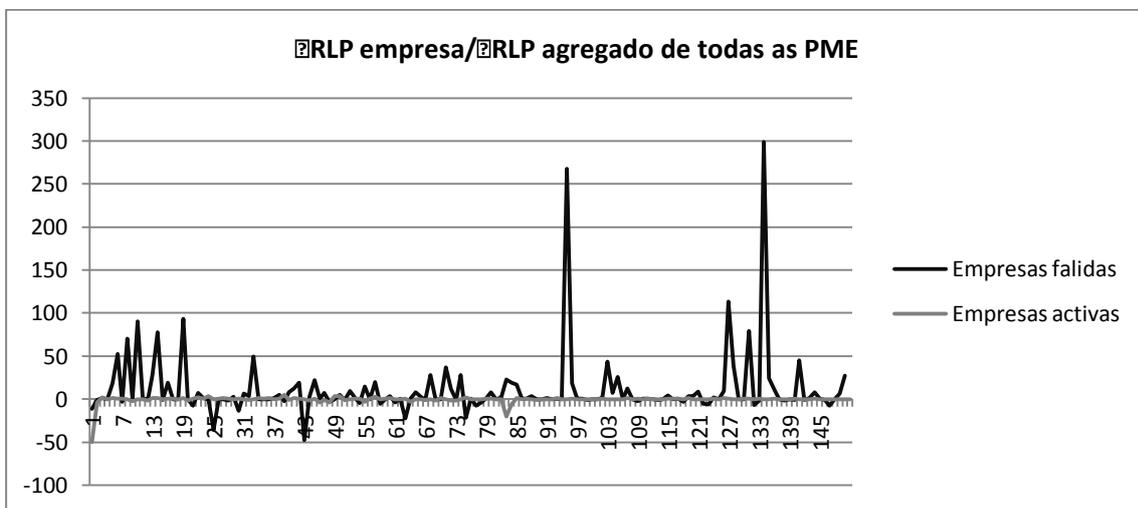
RÁCIO – R9



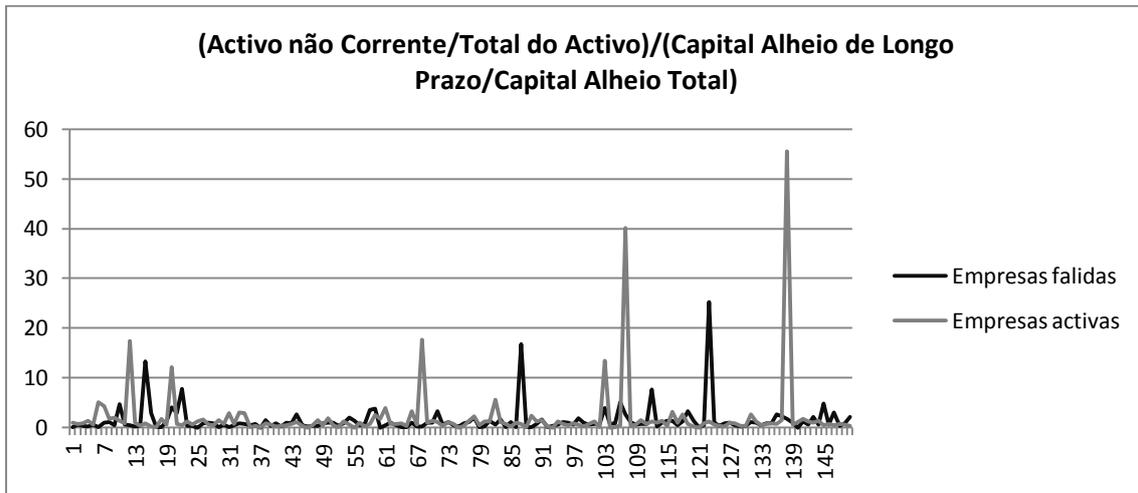
RÁCIO – R10



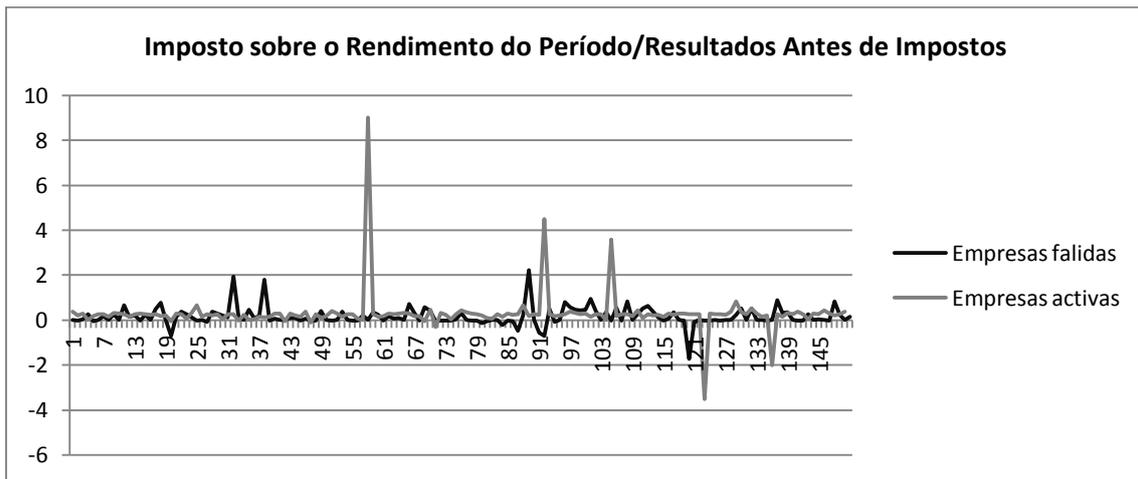
RÁCIO – R11



RÁCIO – R12



RÁCIO – R13



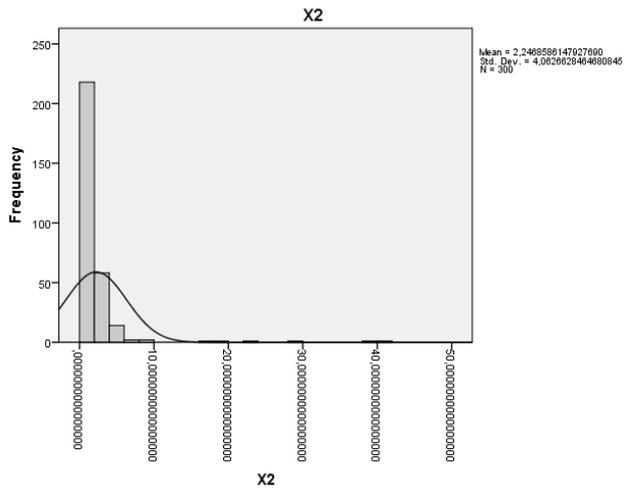
APÊNDICE 2 - Normalidade – Amostra Geral

Variável X2

Sem transformação

Curtose = 55.948 → Z curtose = 197.806

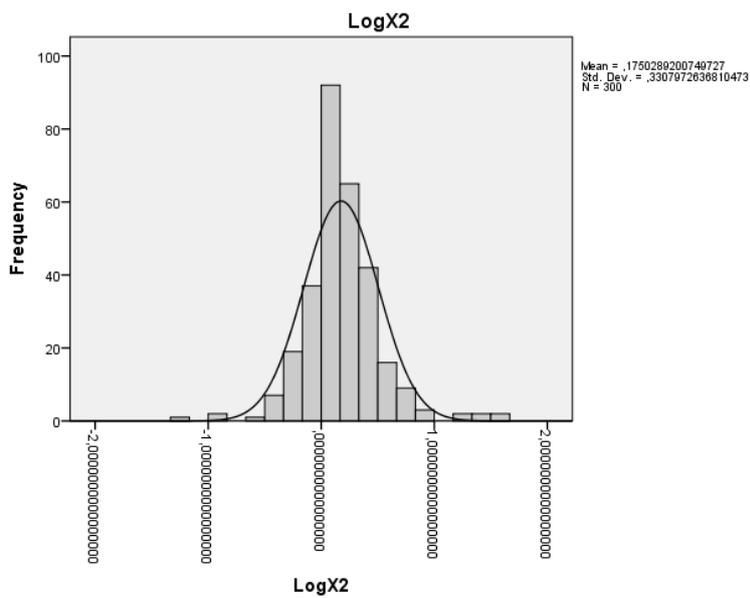
Assimetria = 7.036 → Z assimetria = 49.752



Com transformação

Curtose = 4.251 → Z curtose = 15.029

Assimetria = 0.707 → Z assimetria = 4.999

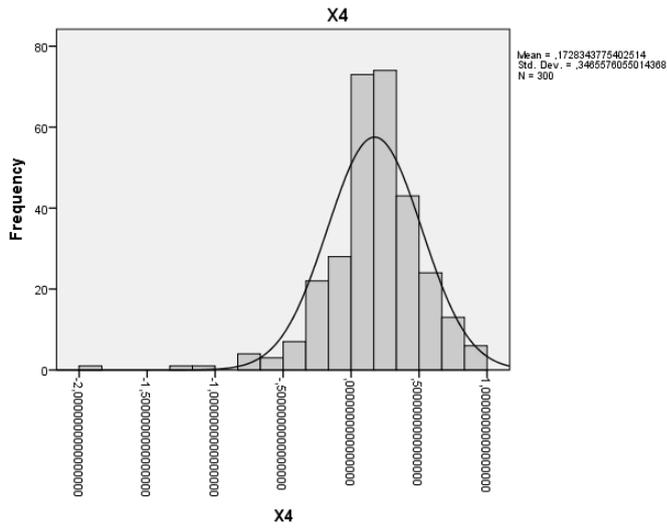


Variável X4

Sem transformação

Curtose = 5.346 → Z curtose = 18.901

Assimetria = -1.193 → Z assimetria = -8.436

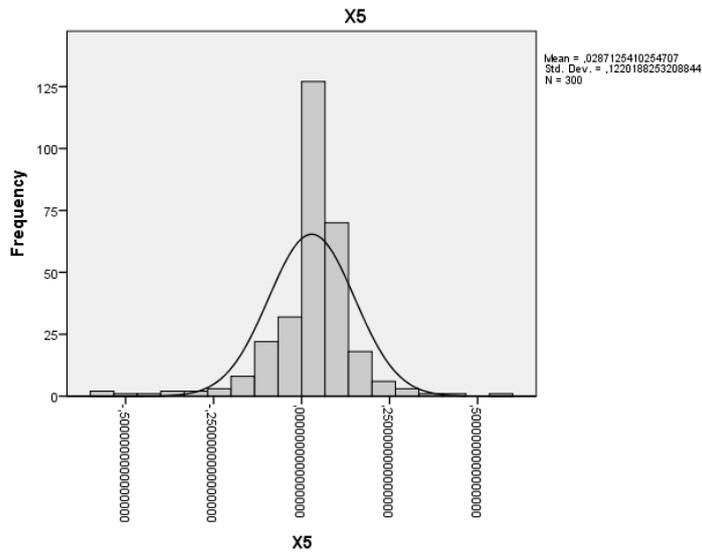


Variável X5

Sem transformação

Curtose = 7.171 → Z curtose = 25.353

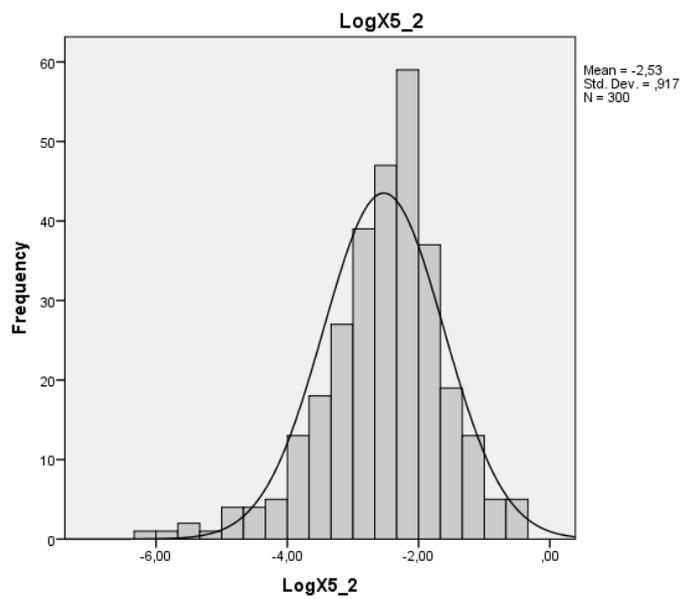
Assimetria = -1.091 → Z assimetria = -7.715



Com transformação

Curtose = 1.617 → Z curtose = 5.717

Assimetria = -0.790 → Z assimetria = -5.586

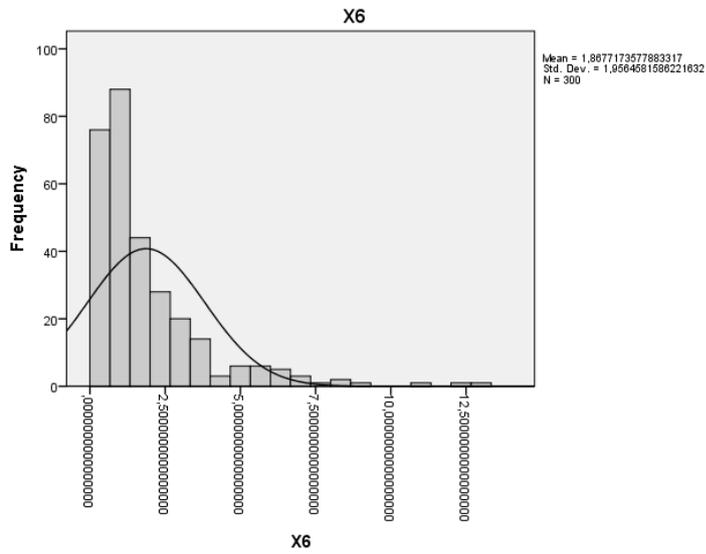


Variável X6

Sem transformação

Curtose = 8.139 → Z curtose = 28.776

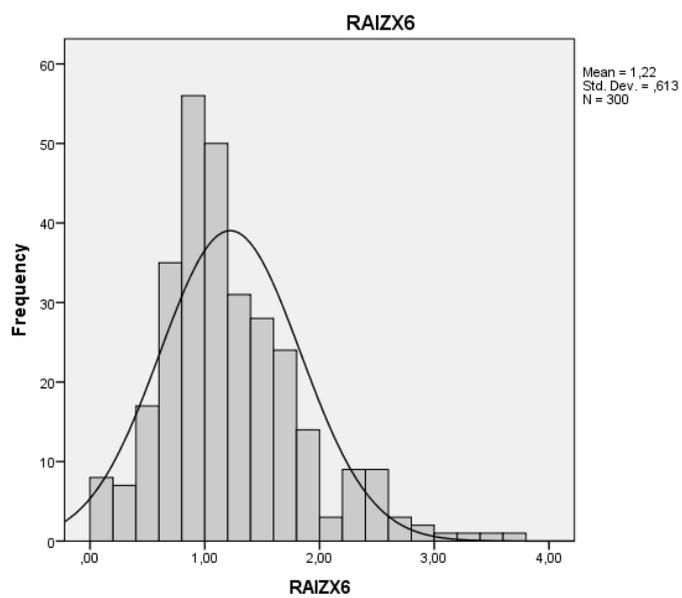
Assimetria = 2.495 → Z assimetria = 17.642



Com transformação

Curtose = 1.445 → Z curtose = 5.109

Assimetria = 0.986 → Z assimetria = 6.972

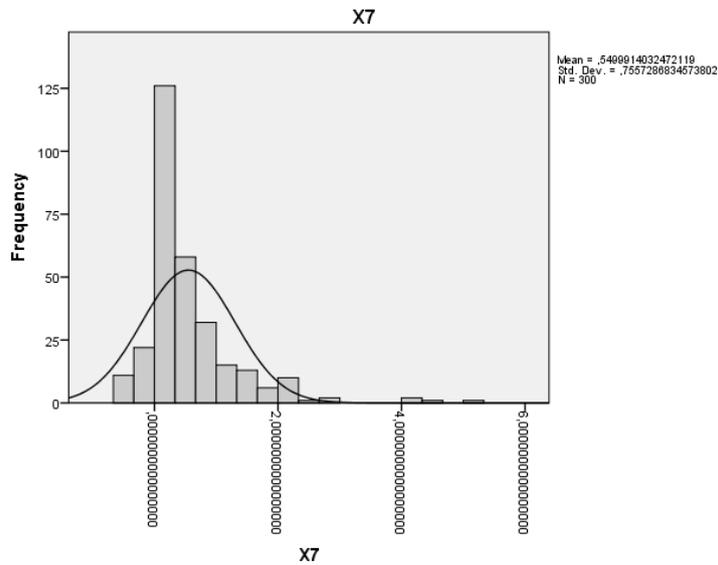


Variável X7

Sem transformação

Curtose = 9.181 → Z curtose = 32.460

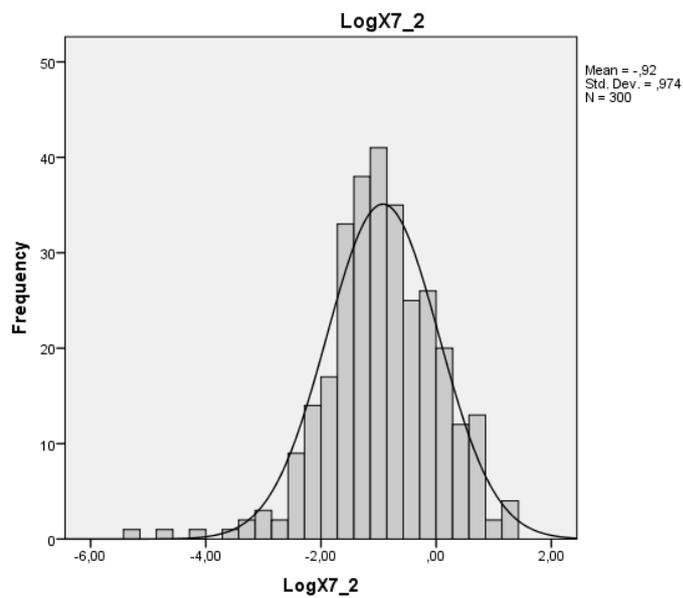
Assimetria = 2.514 → Z assimetria = 17.777



Com transformação

Curtose = 1.724 → Z curtose = 6.095

Assimetria = -0.562 → Z assimetria = -3.974

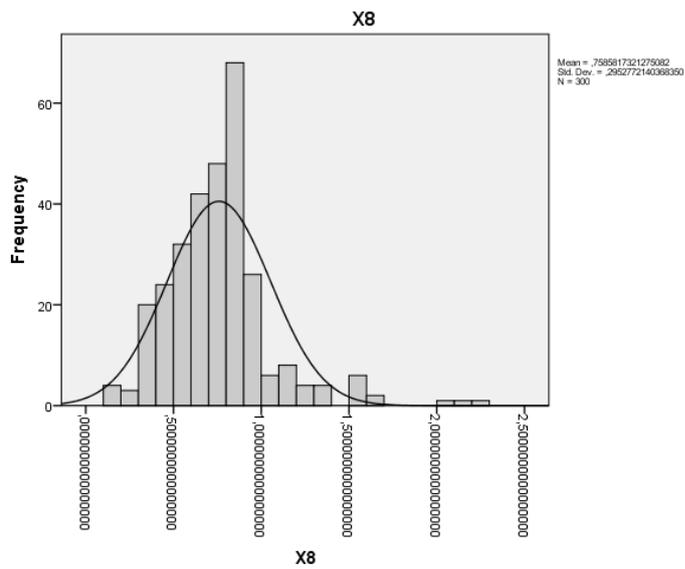


Variável X8

Sem transformação

Curtose = 4.456 → Z curtose = 15.754

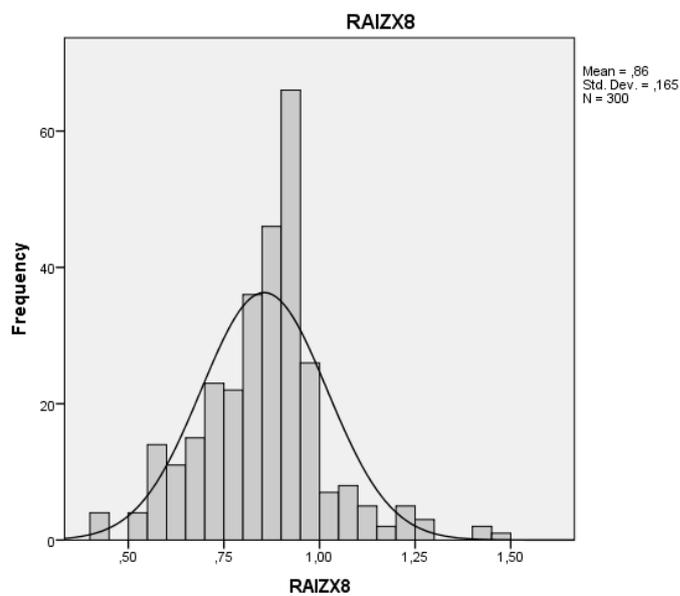
Assimetria = 1.353 → Z assimetria = 9.567



Com transformação

Curtose = 1.618 → Z curtose = 5.720

Assimetria = 0.334 → Z assimetria = 2.362

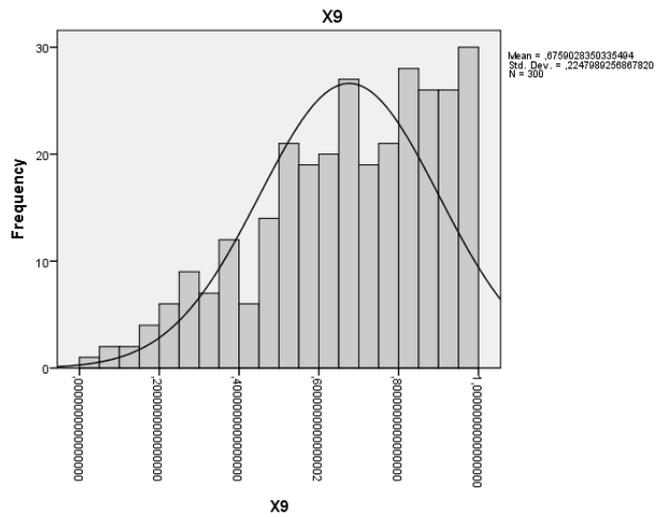


Variável X9

Sem transformação

Curtose = -0.394 → Z curtose = -1.393

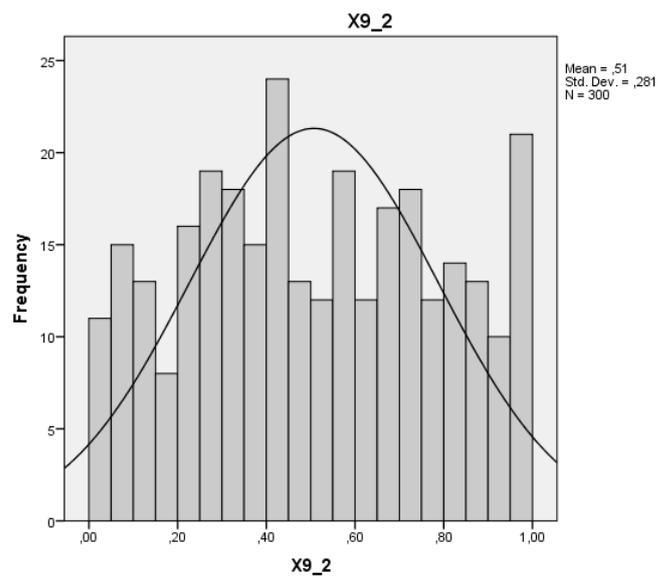
Assimetria = -0.577 → Z assimetria = -4.080



Com transformação

Curtose = -1.093 → Z curtose = -3.864

Assimetria = 0.039 → Z assimetria = 0.276

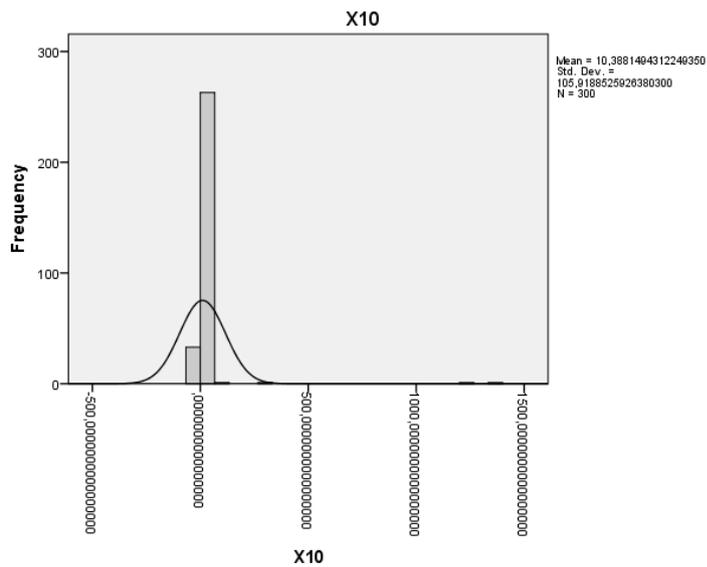


Variável X10

Sem transformação

Curtose = 141.292 → Z curtose = 499.543

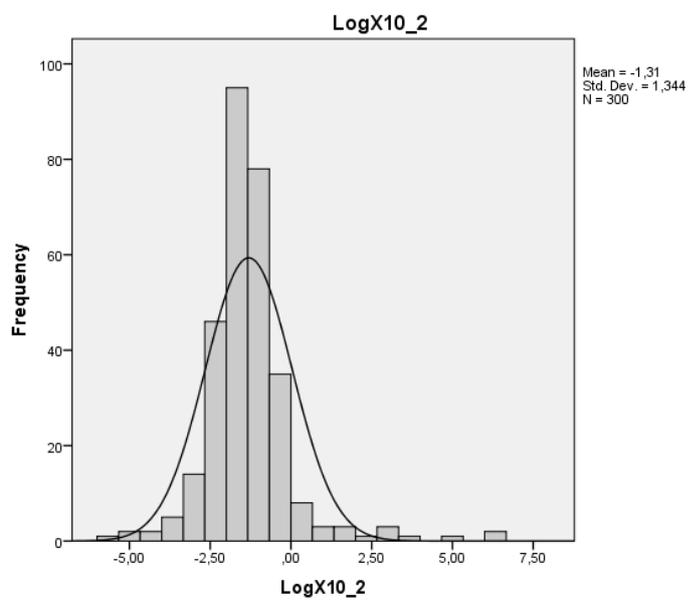
Assimetria = 11.809 → Z assimetria = 83.502



Com transformação

Curtose = 8.854 → Z curtose = 31.304

Assimetria = 1.769 → Z assimetria = 12.509

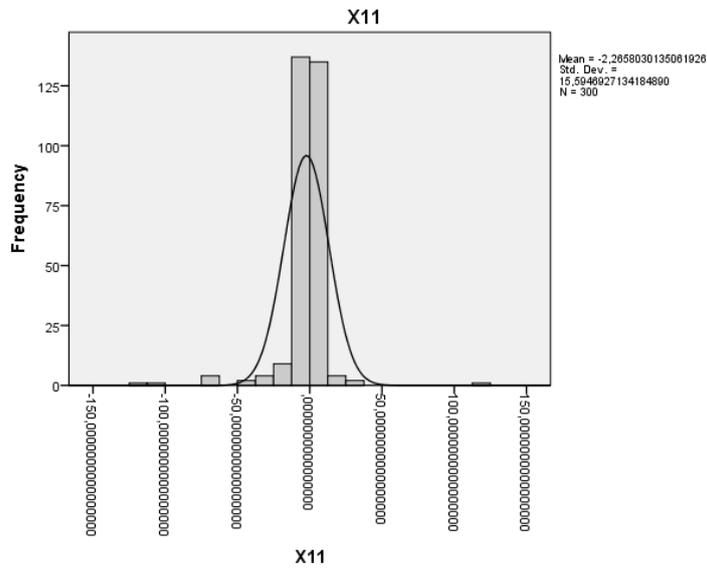


Variável X11

Sem transformação

Curtose = 33.260 → Z curtose = 117.592

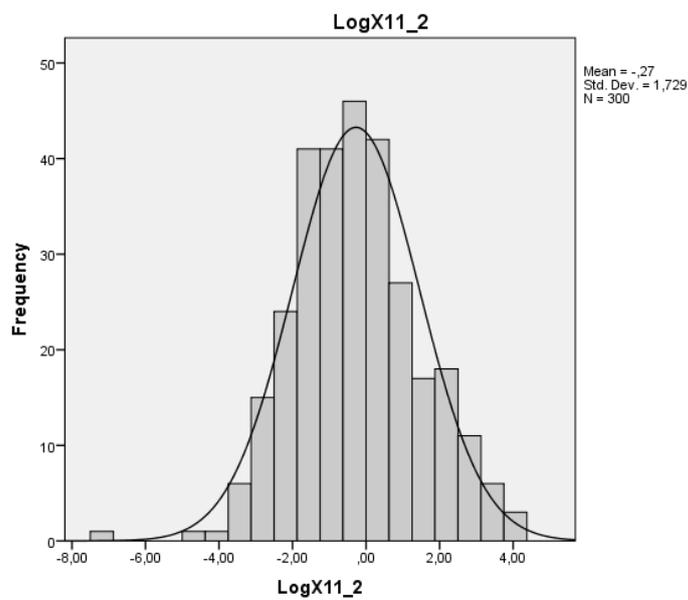
Assimetria = -2.009 → Z assimetria = -14.206



Com transformação

Curtose = 0.514 → Z curtose = 1.817

Assimetria = 0.085 → Z assimetria = 0.601

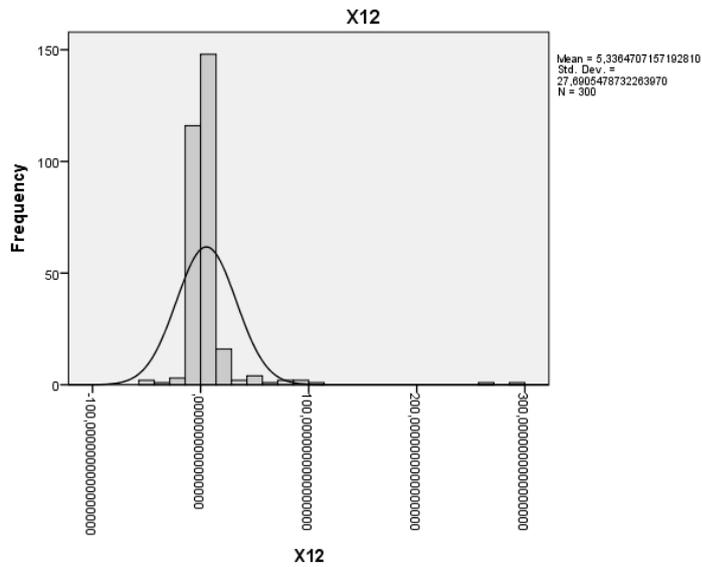


Variável X12

Sem transformação

Curtose = 69.786 → Z curtose = 246.731

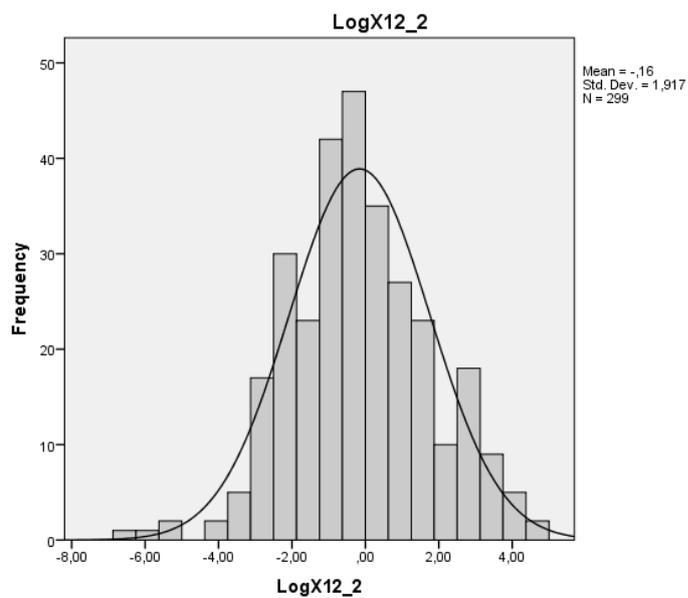
Assimetria = 7.445 → Z assimetria = 52.644



Com transformação

Curtose = 0.152 → Z curtose = 0.537

Assimetria = 0.031 → Z assimetria = 0.219

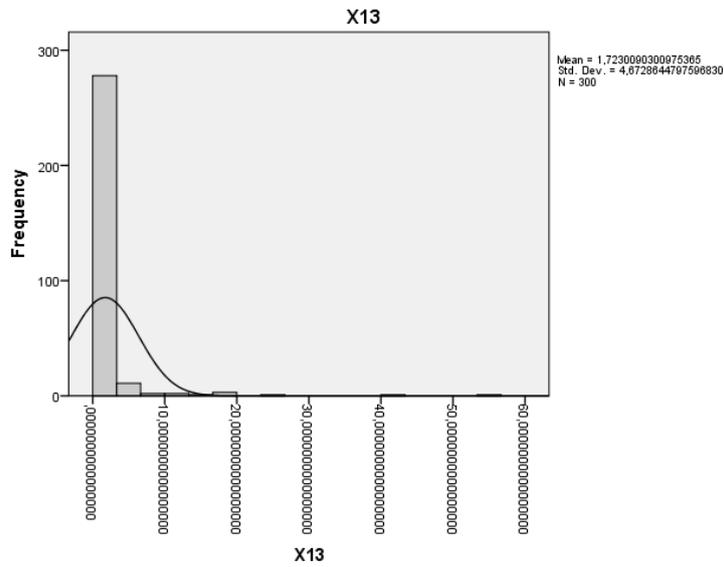


Variável X13

Sem transformação

Curtose = 76.360 → Z curtose = 269.973

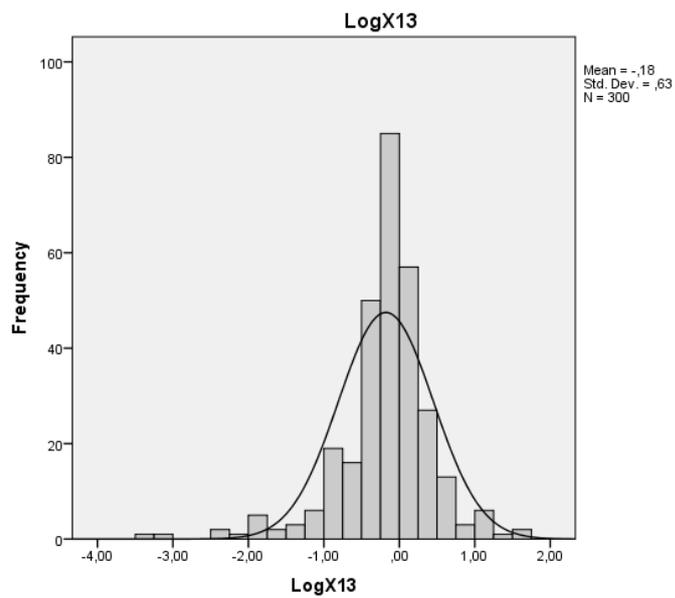
Assimetria = 7.963 → Z assimetria = 56.307



Com transformação

Curtose = 4.641 → Z curtose = 16.408

Assimetria = -1.134 → Z assimetria = -8.019

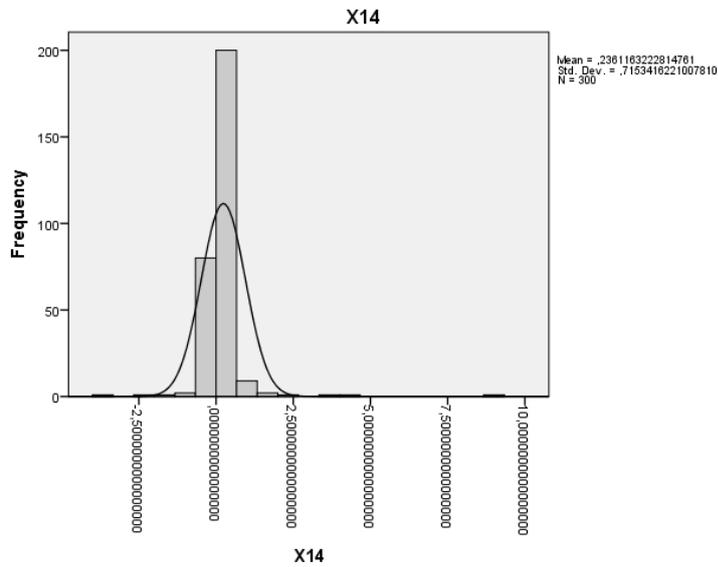


Variável X14

Sem transformação

Curtose = 8.325 → Z curtose = 29.433

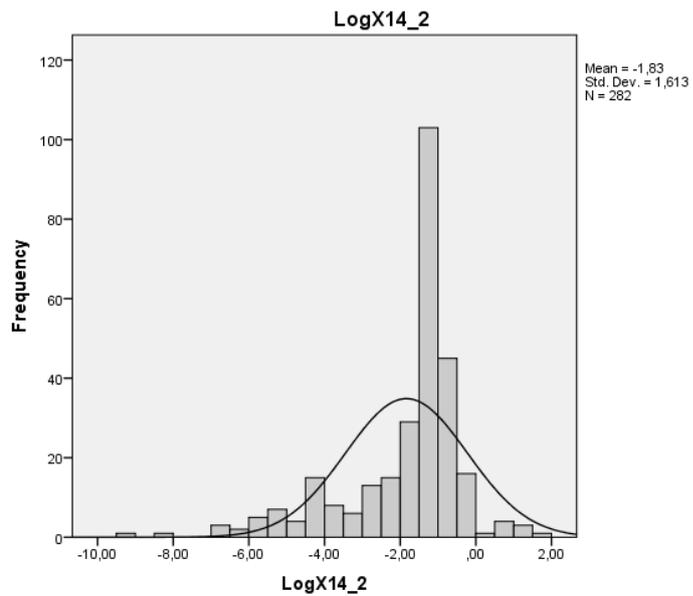
Assimetria = 6.740 → Z assimetria = 47.659



Com transformação

Curtose = 2.597 → Z curtose = 8.902

Assimetria = -1.477 → Z assimetria = -10.126



ANEXO

Output SPSS – Modelo de Amostra Geral

Logistic Regression

Notes

Output Created		09-AUG-2012 22:34:37
Comments		
	Data	C:\Users\Mariana\Documents\ My Dropbox\Dissertacao\Capitulos \Metodologia\Regressao_Logis tica\Modelos\ATAI_RL.sav
Input	Active Dataset	Conjunto_de_dados1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	300
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES X1 /METHOD=ENTER LogX2 LogX3 X4 LogX5_2 RAIZX6 LogX7_2 RAIZX8 X9_2 LogX10_2 LogX11_2 LogX12_2 LogX13 LogX14_2 /CLASSPLOT /CASEWISE OUTLIER(2) /PRINT=GOODFIT CORR CI(95) /CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).
Resources	Processor Time	00:00:00,05
	Elapsed Time	00:00:00,05

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
	Included in Analysis	278	92,7
Selected Cases	Missing Cases	22	7,3
	Total	300	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		300	100,0

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

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
Ativa	0
Falida	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		X1		Percentage Correct
		Ativa	Falida	
Step 0	X1 Ativa	147	0	100,0
	Falida	131	0	,0
Overall Percentage				52,9

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,115	,120	,920	1	,338	,891

Variables not in the Equation

	Score	df	Sig.
LogX2	39,038	1	,000
LogX3	73,182	1	,000
X4	35,365	1	,000
LogX5_2	11,353	1	,001
RAIZX6	37,441	1	,000
LogX7_2	99,171	1	,000
Step 0 Variables RAIZX8	107,894	1	,000
X9_2	,117	1	,732
LogX10_2	4,614	1	,032
LogX11_2	46,238	1	,000
LogX12_2	35,651	1	,000
LogX13	,621	1	,431
LogX14_2	37,333	1	,000
Overall Statistics	160,043	13	,000

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

	Chi-square	df	Sig.
Step	247,492	13	,000
Step 1 Block	247,492	13	,000
Model	247,492	13	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	136,976 ^a	,589	,787

a. Estimation terminated at iteration number 8 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	32,322	8	,000

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

	X1 = Ativa		X1 = Falida		Total
	Observed	Expected	Observed	Expected	
1	28	27,999	0	,001	28
2	27	27,965	1	,035	28
3	28	27,601	0	,399	28
4	27	25,689	1	2,311	28
5	18	19,305	10	8,695	28
6	14	10,505	14	17,495	28
7	3	5,307	25	22,693	28
8	1	2,042	27	25,958	28
9	1	,554	27	27,446	28
10	0	,033	26	25,967	26

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		X1		Percentage Correct
		Ativa	Falida	
Step 1	Ativa	130	17	88,4
	Falida	13	118	90,1
	Overall Percentage			89,2

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	
Step 1 ^a	LogX2	-,825	2,353	,123	1	,726	,438
	LogX3	-,861	,368	5,487	1	,019	,423
	X4	,654	3,130	,044	1	,835	1,923
	LogX5_2	-1,429	,472	9,153	1	,002	,240
	RAIX6	-6,101	2,011	9,201	1	,002	,002
	LogX7_2	2,444	1,553	2,478	1	,115	11,520
	RAIX8	23,864	9,211	6,712	1	,010	23112841981,150
	X9_2	-,627	1,325	,224	1	,636	,534
	LogX10_2	-2,817	1,153	5,968	1	,015	,060
	LogX11_2	,282	,156	3,275	1	,070	1,325
	LogX12_2	,040	,143	,078	1	,779	1,041
	LogX13	-,307	,574	,285	1	,593	,736
	LogX14_2	-,444	,206	4,642	1	,031	,642
	Constant	-20,364	7,076	8,283	1	,004	,000

Variables in the Equation

		95% C.I. for EXP(B)	
		Lower	Upper
Step 1 ^a	LogX2	,004	44,149
	LogX3	,206	,869
	X4	,004	887,945
	LogX5_2	,095	,605
	RAIZX6	,000	,115
	LogX7_2	,549	241,599
	RAIZX8	333,870	1600032802665840130,000
	X9_2	,040	7,171
	LogX10_2	,006	,573
	LogX11_2	,977	1,799
	LogX12_2	,787	1,376
	LogX13	,239	2,268
	LogX14_2	,429	,961
	Constant		

a. Variable(s) entered on step 1: LogX2, LogX3, X4, LogX5_2, RAIZX6, LogX7_2, RAIZX8, X9_2, LogX10_2, LogX11_2, LogX12_2, LogX13, LogX14_2.

Correlation Matrix

	Constant	LogX2	LogX3	X4	LogX5_2	RAIZX6	LogX7_2
Constant	1,000	,016	,036	-,204	,389	,160	-,608
LogX2	,016	1,000	-,149	-,812	-,003	-,012	,027
LogX3	,036	-,149	1,000	,034	-,032	,074	-,041
Step 1 X4	-,204	-,812	,034	1,000	-,036	,063	-,035
LogX5_2	,389	-,003	-,032	-,036	1,000	,013	-,078
RAIZX6	,160	-,012	,074	,063	,013	1,000	-,764
LogX7_2	-,608	,027	-,041	-,035	-,078	-,764	1,000

RAIZX8	-,944	-,034	,026	,178	-,178	-,379	,780
X9_2	,175	,385	,126	-,611	-,026	,048	-,077
LogX10_2	,223	-,018	,139	,032	,102	,947	-,816
LogX11_2	,137	,012	-,058	-,045	,090	,030	-,075
LogX12_2	-,074	-,005	,134	,058	-,132	,180	-,129
LogX13	-,197	-,072	,166	,414	-,045	,064	-,035
LogX14_2	,172	,170	,106	-,112	,272	,212	-,196

Correlation Matrix

	RAIZX8	X9_2	LogX10_2	LogX11_2	LogX12_2	LogX13
Constant	-,944	,175	,223	,137	-,074	-,197
LogX2	-,034	,385	-,018	,012	-,005	-,072
LogX3	,026	,126	,139	-,058	,134	,166
X4	,178	-,611	,032	-,045	,058	,414
LogX5_2	-,178	-,026	,102	,090	-,132	-,045
RAIZX6	-,379	,048	,947	,030	,180	,064
LogX7_2	,780	-,077	-,816	-,075	-,129	-,035
Step 1 RAIZX8	1,000	-,223	-,405	-,113	,029	,149
X9_2	-,223	1,000	,104	,016	-,074	,019
LogX10_2	-,405	,104	1,000	,070	,161	,071
LogX11_2	-,113	,016	,070	1,000	-,331	-,007
LogX12_2	,029	-,074	,161	-,331	1,000	,035
LogX13	,149	,019	,071	-,007	,035	1,000
LogX14_2	-,107	-,114	,245	,016	,335	-,102

Correlation Matrix

		LogX14_2
Step 1	Constant	,172
	LogX2	,170

LogX3	,106
X4	-,112
LogX5_2	,272
RAIZX6	,212
LogX7_2	-,196
RAIZX8	-,107
X9_2	-,114
LogX10_2	,245
LogX11_2	,016
LogX12_2	,335
LogX13	-,102
LogX14_2	1,000

Casewise List^b

Case	Selected Status ^a	Observed	Predicted	Predicted Group	Temporary Variable	
		X1			Resid	ZResid
17	S	F**	,001	A	,999	35,317
190	S	A**	,926	F	-,926	-3,532
219	S	A**	,977	F	-,977	-6,529
296	S	A**	,867	F	-,867	-2,551

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

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