

UNIVERSIDADE DO ALGARVE

FACULDADE DE ECONOMIA

**A PREVISÃO DOS LUCROS COM BASE EM RÁCIOS
FINANCEIROS – FACTORES DETERMINANTES**

JOSÉ DE SOUSA DE MACEDO DE SÁ COUTINHO

Mestrado em Gestão Empresarial

FARO
2011

UNIVERSIDADE DO ALGARVE

FACULDADE DE ECONOMIA

**A PREVISÃO DOS LUCROS COM BASE EM RÁCIOS
FINANCEIROS – FACTORES DETERMINANTES**

JOSÉ DE SOUSA DE MACEDO DE SÁ COUTINHO

Mestrado em Gestão Empresarial

Dissertação orientada por:

Professor Doutor Rúben Miguel Torcato Peixinho, professor auxiliar da Faculdade de Economia da Universidade do Algarve.

Professor Doutor Luís Miguel Serra Coelho, professor auxiliar da Faculdade de Economia da Universidade do Algarve.

FARO
2011

À minha Mãe, *in memoriam*.

ÍNDICE GERAL

INTRODUÇÃO	1
1. REVISÃO DE LITERATURA	5
1.1 BREVE HISTÓRIA DOS RÁCIOS FINANCEIROS	5
1.2 AS PROPRIEDADES ESTATÍSTICAS DOS RÁCIOS FINANCEIROS	9
1.2.1 A Aproximação à Distribuição Normal	10
1.2.3 A Procura de Outras Formas de Distribuição.....	13
1.2.4 A Questão da Proporcionalidade.....	16
1.2.5 As Séries Temporais de Rácios Financeiros	19
1.3 AS PROPRIEDADES DOS LUCROS	20
1.4 OS MODELOS DE PREVISÃO DOS LUCROS	22
1.4.1 O Trabalho de Ou e Penman	23
1.4.2 Os Estudos Subsequentes	25
1.5 RESUMO	31
2. ESTUDO EMPÍRICO.....	33
2.1 OBJECTIVOS E QUESTÕES DE INVESTIGAÇÃO	34
2.2 DEFINIÇÃO DA AMOSTRA.....	39
2.2.1 As Eliminações.....	39
2.2.2 Os Valores Extremos	42
2.2.3 A Amostra Final.....	43
2.3 AS SUB-AMOSTRAS	44
2.3.1 Países.....	44
2.3.2 Sectores de Actividade.....	45
2.3.3 Dimensão	47
2.3.4 Prática Contabilística	48
2.3.5 Risco de Falência	49
2.4 A METODOLOGIA	52
2.4.1 A Técnica Estatística: A Análise Discriminante	52
2.4.2 A Variável Dependente.....	55
2.4.3 As Variáveis Independentes	57
2.4.4 As Transformações	61

3.	RESULTADOS	68
3.1	A AMOSTRA GLOBAL	68
3.1.1	Caracterização do Modelo	68
3.1.2	Análise da Performance do Modelo.....	71
3.2	PAÍSES.....	73
3.2.1	Caracterização dos Modelos.....	73
3.2.2	Análise da Performance dos Modelos	74
3.3	SECTORES DE ACTIVIDADE.....	76
3.3.1	Caracterização dos Modelos.....	76
3.3.2	Análise da Performance dos Modelos	79
3.4	DIMENSÃO.....	82
3.4.1	Caracterização dos Modelos.....	82
3.4.2	Análise da Performance dos Modelos	83
3.5	PRÁTICA CONTABILÍSTICA	84
3.5.1	Caracterização dos Modelos.....	84
3.5.2	Análise da Performance dos Modelos	85
3.6	RISCO DE FALÊNCIA	86
3.6.1	Caracterização dos Modelos.....	86
3.6.2	Análise da Performance dos Modelos	87
3.7	ANÁLISE DOS GRUPOS SEPARADOS.....	89
3.8	VALIDAÇÃO DOS RESULTADOS	90
3.8.1	Partição da Amostra	90
3.8.2	Validação Cruzada	91
3.9	VALIDAÇÃO ESTATÍSTICA DOS MODELOS	94
3.9.1	Testes à Significância dos Modelos.....	94
3.9.2	Pressupostos da Análise Discriminante	95
4.	CONCLUSÃO	98
4.1	CONCLUSÕES DO ESTUDO EMPÍRICO	98
4.2	LIMITAÇÕES DO ESTUDO	101
4.3	PERSPECTIVAS DE INVESTIGAÇÃO FUTURA	102
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	104
	ANEXOS.....	109

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 – Resultados reportados e validação cruzada – países.....	92
Figura 3.2 – Resultados reportados e validação cruzada – sectores de actividade	92
Figura 3.3 – Resultados reportados e validação cruzada – dimensão	93
Figura 3.4 – Resultados reportados e validação cruzada – ano	93
Figura 3.5 – Resultados reportados e validação cruzada – Z-Score.....	94

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Composição da amostra por país	43
Tabela 2.2 – Número de amostras por categoria	44
Tabela 2.3 – Sub-amostras por sectores de actividade.....	46
Tabela 2.4 – Quartis do Total do Activo do ano 2003	47
Tabela 2.5 – Sub-amostras por dimensão	48
Tabela 2.6 – Sub-amostras por ano	49
Tabela 2.7 – Sub-amostras por Z-Score de Altman	50
Tabela 2.8 – Variáveis de Ou e Penman e correspondência com este trabalho	58
Tabela 2.9 – Transformação de Frecka e Hopwood: alguns exemplos	65
Tabela 2.10 – Transformação de Peixinho (2002) – alguns exemplos	66
Tabela 3.1 – Coeficientes estandardizados, amostra global	69
Tabela 3.2 – Matriz de estrutura, primeiras linhas, amostra global	70
Tabela 3.3 – Frequência da variável dependente na amostra global.....	71
Tabela 3.4 – Coeficientes Estandardizados, Reino Unido.....	73
Tabela 3.5 – Matriz de estrutura, primeiras linhas, Reino Unido	74
Tabela 3.6 – Tabela de classificações correctas por país com C_{PRO}	75
Tabela 3.7 – Coeficientes estandardizados, sector 51	77
Tabela 3.8 – Matriz de estrutura, primeiras linhas, sector 51	77
Tabela 3.9 – Coeficientes estandardizados, sector 64.....	78
Tabela 3.10 – Matriz de estrutura, primeiras linhas, sector 64.....	79
Tabela 3.11 – Tabela de classificações correctas por sector de actividade	80
Tabela 3.12 – Tabela de classificações correctas por dimensão	83
Tabela 3.13 – Tabela de classificações correctas por ano	85
Tabela 3.14 – Percentagem de classificações correctas por Z-Score	88
Tabela 3.15 – Resultados por país separados pelos 2 grupos	89
Tabela 3.16 – Teste M de Box para a amostra de Portugal	96
Tabela 3.17 – Teste M de Box para a amostra global.....	97

LISTA DE ABREVIATURAS

EPS	– <i>Earnings per Share</i>
EUA	– Estados Unidos da América
I & D	– Investigação e Desenvolvimento
IASB	– <i>International Accounting Standards Board</i>
IFRS	– <i>International Financial Reporting Standards</i>
LT	– <i>Long Term</i>
MLP	– Médio e Longo Prazo
UE	– União Europeia
Var.	– Variação
Var. %	– Variação Percentual

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Prof. Doutor Rúben Peixinho que me abriu o caminho da investigação sobre os rácios financeiros e a previsão dos lucros. Agradeço-lhe a disponibilidade, a ajuda, as várias sugestões e correcções na orientação deste trabalho.

Agradeço ao Prof. Doutor Luis Coelho as valiosas correcções e os vários conselhos que enriqueceram este estudo.

Agradeço à minha colega Inna Paiva que aceitou ler a parte empírica do estudo: as suas ideias e sugestões representaram um contributo significativo para este capítulo.

Agradeço á minha irmã Rosário a revisão do texto e as sugestões que melhoraram a redacção desta dissertação.

Um agradecimento especial à minha mulher Natércia que suportou as perturbações familiares que um trabalho como este implica.

RESUMO

Esta dissertação insere-se na corrente de investigação iniciada por Ou e Penman (1989) sobre a previsão da direcção dos lucros com base em informação contabilística. Com base numa bateria de rácios e indicadores contabilísticos, este estudo testa em que medida a informação contida nas demonstrações financeiras das empresas permite prever a direcção dos lucros no ano subsequente. Em particular, este trabalho avalia se a estimação de modelos de previsão desenhados especificamente para empresas com características similares apresentam uma capacidade preditiva superior comparativamente com modelos que ignoram esta informação.

A técnica estatística utilizada é a Análise Discriminante. Esta técnica permite identificar a combinação de rácios e indicadores contabilísticos que melhor discriminam empresas associadas a variações positivas e empresas associadas a variações negativas nos lucros no ano subsequente.

Os resultados confirmam que as demonstrações financeiras das empresas contêm informação que permite prever a direcção dos lucros no ano subsequente. Os resultados sugerem ainda que os modelos estimados especificamente para empresas de países distintos, de diferentes sectores de actividade, com práticas contabilísticas diferenciadas e com risco financeiro distinto apresentam uma capacidade preditiva significativamente superior comparativamente com a estimação de um modelo global. Verifica-se também que a Rendibilidade do Activo surge como a variável mais importante na previsão da direcção dos lucros.

Palavras-chave: Rácios Financeiros, Direcção dos Lucros, Análise Discriminante

ABSTRACT

This dissertation contributes to the accounting and financial literature by focusing on the prediction of future earnings movements using accounting information. Drawn on Ou and Penman (1989), this study uses a wide set of financial ratios and indicators to evaluate to what extent accounting information facilitates the prediction of earnings changes one year ahead. In particular, this study investigates if models designed specifically for companies with similar characteristics are more accurate than models that ignore this information.

The statistical technique used is the Discriminant Analysis. This technique identifies the combination of financial ratios and indicators that better distinguish between companies with positive earnings changes and companies with negative earnings changes one year ahead.

Results provide further evidence that financial statement information is crucial to predict future earnings movements one year ahead. Importantly, this study suggests that models specifically designed for companies from different countries or industries, with different accounting practices and distress risks have significant higher accuracy in comparison to a general model. In this study, Return on Assets emerges as the most important variable to distinguish between companies with positive earnings changes and companies with negative earnings change one year ahead.

Keywords: Financial Ratios, Earnings Changes, Discriminant Analysis

INTRODUÇÃO

O estudo da relação entre a informação das demonstrações financeiras das empresas e os mercados de capitais (*capital markets research*) constitui uma área de investigação que teve origem no trabalho seminal de Ball e Brown (1968). Trata-se de uma vasta área de investigação que abrange tópicos tão diversos como a eficiência dos mercados, a relevância da informação financeira para as cotações das acções, a influência das previsões dos analistas financeiros (intermediários entre a informação financeira das empresas e os mercados) ou as previsões baseadas na análise fundamental.

De entre os estudos baseados na análise fundamental, tem particular importância para um investidor, a investigação sobre a previsão da direcção dos resultados, pois uma previsão correcta de aumento ou diminuição dos resultados pode ser crucial na tomada de boas decisões de investimento. A investigação nesta área específica foi iniciada pelo trabalho de Ou e Penman (1989) que lançou os fundamentos da investigação rigorosa sobre a previsão dos resultados baseada numa análise multivariada de rácios financeiros.

Este tema mantém actualmente o interesse dos investigadores: no trabalho mais recente nesta área, Wieland (2011) construiu um modelo para prever a *precisão direccional* das previsões dos analistas. A *precisão direccional* é definida como a probabilidade dos analistas preverem correctamente um aumento ou uma diminuição dos lucros no ano subsequente. O trabalho fornece um instrumento importante para que um investidor possa avaliar melhor as previsões dos analistas financeiros, e seleccionar empresas associadas às previsões com a maior probabilidade de se realizarem.

Wieland (2011) faz a junção de duas correntes de investigação. A primeira baseia-se em características das empresas e dos analistas, comprovadamente associadas à precisão das previsões. A segunda baseia-se na informação contida nas demonstrações financeiras para prever a direcção dos resultados futuros, e tem por base o trabalho pioneiro de Ou e Penman (1989) e outros que se lhe seguiram como Lev e Thiagarajan (1993) e Arbanell e Bushee (1998).

O trabalho que aqui se apresenta, insere-se nesta segunda corrente de investigação e explora um tema que não foi especificamente abordado em trabalhos anteriores: a análise do comportamento dos modelos em sub-amostras homogéneas. Os trabalhos que aprofundaram a investigação de Ou e Penman (1989), replicaram o modelo com dados mais recentes, alargaram o estudo a outros mercados¹ e incluíram outras variáveis no modelo. No entanto, não investigaram a possibilidade dos modelos de previsão terem melhor performance em sub-amostras homogéneas. A questão é relevante pois há evidências na literatura que sustentam esta hipótese como por exemplo Peixinho (2002) ou Skogsvik (2008).

A análise em sub-amostras pode, de facto, identificar características específicas das empresas que potenciam uma melhoria da capacidade preditiva dos modelos. Características como a origem geográfica, a dimensão ou o sector de actividade podem ter influência no comportamento dos modelos. Cinca, Mar-Molinero e Larraz (2005),

¹ O trabalho de Ou e Penman (1989) foi feito sobre o mercado dos EUA.

por exemplo, mostraram que a dimensão das empresas tem impacto na estrutura dos rácios financeiros e que esse impacto é diferente consoante o país de origem.

Por outro lado, a recente adopção na União Europeia, das Normas Internacionais de Contabilidade do IASB (IFRS) para as empresas cotadas, torna pertinente analisar o impacto desta medida na capacidade preditiva dos modelos. Vários trabalhos como Lantto e Sahlström (2009) ou Cabrita (2008) referem que a adopção das IFRS tem impacto nos rácios e na performance de modelos de previsão.

O risco de falência das empresas é outro critério que pode influir na performance dos modelos. Estudos como os Beaver (1966) e Altman (1968) comprovam que os rácios financeiros apresentam valores muito diferentes consoante as empresas tenham uma probabilidade alta ou baixa de falência. É então provável que o nível de risco de falência tenha influência na performance dos modelos de previsão que utilizam rácios financeiros como variáveis explicativas.

Consequentemente, o objectivo deste trabalho é aprofundar o estudo dos modelos de previsão da direcção dos resultados, analisando o seu comportamento em várias sub-amostras homogéneas de forma a determinar em que contextos, e com que características das empresas, os modelos têm melhor capacidade preditiva.

Partindo do trabalho de Ou e Penman (1989) e procurando incluir na análise os mesmos rácios financeiros, testaram-se os modelos de previsão em amostras separadas por país, sector de actividade, dimensão, prática contabilística e risco de falência.

Os resultados obtidos interessam tanto a investigadores como a potenciais investidores. Mostram que, efectivamente, os modelos obtêm melhores resultados em determinadas sub-amostras homogéneas. As sub-amostras de Portugal, Espanha e Grécia são três exemplos em que a capacidade preditiva dos modelos melhora relativamente à performance de um modelo global. Nos sectores de actividade, identificam-se 10 sectores onde se consegue obter uma maior capacidade preditiva com modelos sectoriais, do que com um modelo global. O sector do comércio por grosso e a industria automóvel são dois exemplos onde se obtêm os melhores resultados. Os resultados também sugerem que a adopção das IFRS pelas empresas cotadas permite melhorar a capacidade preditiva dos modelos. Finalmente, mostra-se que as empresas com baixo risco de falência permitem obter melhores previsões do que as empresas com elevado risco de falência. Em termos de rácios relevantes, o estudo mostra que os rácios financeiros que mais contribuem para a capacidade preditiva dos modelos são a Rendibilidade Operacional do Activo e o Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros.

O trabalho está estruturado em quatro capítulos. No primeiro capítulo faz-se um levantamento dos principais estudos publicados sobre esta área de investigação. O segundo capítulo trata do estudo empírico: expõe-se os objectivos e as questões de investigação, define-se e caracteriza-se a amostra e explica-se a metodologia adoptada. No terceiro capítulo reportam-se os resultados e no último capítulo as principais conclusões do trabalho.

1. REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo é dedicado à análise dos principais estudos na área de investigação em que este trabalho se insere. Tratando-se do estudo de modelos de previsão dos lucros com base em rácios financeiros, decidiu-se não limitar a análise aos modelos de previsão e alargá-la aos trabalhos sobre as propriedades estatísticas dos rácios financeiros e as propriedades dos lucros. Inicia-se exposição por uma breve história dos rácios financeiros.

1.1 BREVE HISTÓRIA DOS RÁCIOS FINANCEIROS

Os rácios financeiros são usados, há várias décadas, com múltiplas finalidades: a análise do risco de crédito, o *rating*, a previsão de falência, a avaliação da performance das empresas, etc. Bancos, agências de *rating*, investidores, analistas financeiros, gestores e investigadores utilizam rácios financeiros para sintetizar, medir e comparar características das empresas e prever comportamentos futuros. A sua origem remonta à segunda metade do século XIX nos EUA. Horrigan (1968) refere que o desenvolvimento dos rácios financeiros se deve a dois processos paralelos: (1) a necessidade de controlo de crédito por parte dos bancos, e (2) a chegada de gestores profissionais à frente das empresas.

Na primeira linha do desenvolvimento dos rácios financeiros estiveram os bancos americanos. Confrontados com o aumento do crédito concedido após a guerra civil, começam a pedir demonstrações financeiras às empresas a partir de 1870 e

desenvolvem critérios de liquidez, procurando medir a capacidade das empresas de honrar os seus compromissos.

Por outro lado, assiste-se também por essa altura à progressiva transferência da gestão das empresas, dos empresários capitalistas para gestores profissionais. A chegada de gestores à frente das empresas levou ao desenvolvimento de indicadores de rendibilidade e performance a partir da análise das demonstrações financeiras.

No final do século XIX, surge a divisão entre elementos correntes e não correntes no activo e a prática de comparar o activo corrente com o passivo corrente. Embora outros rácios tenham sido desenvolvidos nesta altura, o rácio de liquidez geral (*current ratio*) foi certamente o primeiro e o mais importante para a análise financeira (Horrigan, 1968: 285). Até 1919 desenvolve-se uma grande variedade de rácios. Surgem critérios absolutos na análise de rácios sendo o mais conhecido o de 2 para 1 do rácio de liquidez geral. Alguns analistas começam a sentir a necessidade de efectuar comparações entre empresas e de estabelecer critérios relativos.

Na área do crédito, Wall (1919) publica um estudo sobre 7 rácios de 981 empresas chamado “*Study of Credit Barometrics*”. Divide as empresas por áreas geográficas e sectores de actividade, tendo encontrado grandes diferenças entre os vários grupos. O autor não aprofundou muito a análise mas criou assim a ideia de estabelecer empiricamente critérios relativos na análise de rácios financeiros.

A década de 1920 vê aumentar o interesse pelos rácios. Surgem vários estudos e compilações de rácios em reacção ao trabalho de Wall (1919); publicam-se médias de

rácios por sector de actividade. Bliss (1923) desenvolve o primeiro sistema coerente de rácios: um modelo de empresa inteiramente à base de rácios. Bliss (1923) acreditava que os rácios davam indicações importantes sobre relações fundamentais no seio das empresas e que um dia se estabeleceriam normas para essas relações. O seu trabalho marca o início do desenvolvimento de uma teoria da análise de rácios.

Surge entretanto com Gilman (1925), uma corrente crítica dos rácios. Este autor aponta vários defeitos aos rácios: na sua opinião, os rácios são medidas artificiais, pouco fiáveis e baseadas em dados que não são comparáveis, devido à utilização de métodos contabilísticos diferentes. Horrigan (1968) refere que, entre o entusiasmo de Bliss (1923) e as críticas de Gilman (1925), poderiam ter surgido duas correntes de investigação sobre rácios financeiros que teriam enriquecido o conhecimento nesta área e lançado as bases de uma verdadeira teoria dos rácios. Infelizmente estes trabalhos não tiveram continuidade nessa altura.

Nos anos 1930 – 1940 surgem os primeiros estudos sobre as capacidades preditivas dos rácios, nomeadamente para prever dificuldades financeiras e a falência das empresas. Todos concordam que as empresas que faliram apresentam rácios muito diferentes das restantes empresas, pelo menos nos três anos anteriores à falência. Nem todos estão de acordo sobre quais os rácios que têm a melhor capacidade preditiva, mas vários autores apontam o rácio Fundo de Maneio / Activo como um dos melhores indicadores de falência e descontinuidade das empresas. Estudos desta época mostram que o valor deste rácio começa a declinar dez anos antes da falência (Horrigan, 1968: 289).

Na década de 1950 surgem novos estudos sobre a capacidade preditiva dos rácios e na década de 1960 destaca-se o trabalho de Beaver (1966). Este estudo analisou a capacidade de previsão de falência dos rácios financeiros, no período 1954-64 e concluiu que alguns rácios prevêm a falência até 5 anos antes.

O trabalho marcante desta década, no entanto, é o de Altman (1968). Este autor nota que a maior parte dos estudos anteriores são univariados, o que pode levar a interpretações erradas. Assim, a forma de dar continuidade a estes trabalhos é combinar vários rácios num modelo preditivo. A questão passa a ser que rácios incluir no modelo e com que pesos. Altman escolhe a Análise Discriminante como a técnica estatística mais apropriada para lidar com a questão. Avalia vinte e dois rácios e acaba por seleccionar os cinco que melhor contribuem conjuntamente para a capacidade preditiva do modelo. Consegue assim classificar correctamente 95% das observações.

Por essa altura já Horrigan (1965) tinha questionado os fundamentos científicos dos vários estudos nesta área. Este autor verifica que, apesar de existirem vários trabalhos, os resultados nunca foram sistematizados; não se estabeleceram bases empíricas sólidas que permitissem formular hipóteses para o desenvolvimento de uma teoria dos rácios financeiros; não se estudaram as propriedades estatísticas dos rácios; fazem-se inferências com técnicas estatísticas sem verificar os pressupostos; publicam-se médias de rácios por sector de actividade mas nunca se fornecem as distribuições de frequências e só raramente se divulgam medidas de dispersão. Tornava-se assim, imperativo investigar com rigor as propriedades estatísticas dos rácios financeiros.

1.2 AS PROPRIEDADES ESTATÍSTICAS DOS RÁCIOS FINANCEIROS

O conhecimento das propriedades estatísticas dos rácios financeiros, e em particular das propriedades distributivas, é fundamental tanto para profissionais do mundo financeiro como para académicos. Para os primeiros, este conhecimento permite avaliar o grau de incerteza das previsões; para os segundos, permite validar os diversos modelos estatísticos que usam rácios financeiros como variáveis (So, 1987).

Vários autores (Lev e Sunder 1979, McDonald e Morris 1984) referem que a utilização generalizada dos rácios se baseava mais em tradição e conveniência do que em fundamentos teóricos e evidências estatísticas. Deakin (1976), Lev e Sunder (1979) e Frecka e Hopwood (1983) notam que, apesar da maior parte dos trabalhos com rácios aplicar testes paramétricos e outros métodos estatísticos baseados na hipótese da distribuição normal, pouco se sabia sobre as propriedades distributivas dos rácios financeiros.

Considerado um dos trabalhos mais antigos nesta área, Horrigan (1965) dá um primeiro contributo para o estudo rigoroso nesta área de investigação. Este estudo analisa 17 rácios numa amostra de 56 empresas. Conclui que os rácios têm uma distribuição aproximadamente normal com prevalência de assimetria positiva. Não considera que a assimetria seja significativa de uma distribuição não normal. Explica-a pelo facto de muitos rácios terem um limite inferior de zero e um limite superior indefinido, e conclui que os rácios podem ser submetidos aos habituais testes paramétricos.

Estudos posteriores contrariam esta hipótese. Podemos separá-los em dois grupos: os que tentam aproximar a distribuição dos rácios à normal, aplicando transformações e eliminando observações extremas (*outliers*); e os que procuram outros tipos de distribuição que representem melhor a distribuição dos rácios financeiros.

1.2.1 A Aproximação à Distribuição Normal

Deakin (1976) é dos primeiros a questionar a validade dos métodos analíticos que pressupõem a normalidade dos rácios. Analisa 11 rácios no período 1955-1973 com uma amostra sensivelmente maior do que a de Horrigan (1965): desde um mínimo de 454 empresas para 1955 até um máximo de 1.114 empresas para 1973. Conclui que só o rácio Passivo / Activo tem uma distribuição próxima da normal, e rejeita a hipótese de normalidade para os restantes 10 rácios. O autor aplica então dois tipos de transformação: a raiz quadrada e o logaritmo. No entanto, os resultados são inconclusivos. As transformações melhoraram os valores do qui-quadrado, mas a hipótese de normalidade continua a ser rejeitada na maior parte dos casos.

Estas conclusões são confirmadas por Bougen e Drury (1980). Uma amostra de 700 empresas de 1975 revela diversos graus de assimetria e *outliers* extremos levando os autores a rejeitar a hipótese de normalidade.

Estes autores testaram de seguida a hipótese de normalidade com sub-amostras por sector de actividade para determinar se os rácios financeiros teriam uma distribuição normal nestas sub-amostras mais homogéneas. No entanto, os resultados não são

consistentes: Deakin (1976) conclui que há menos capacidade em rejeitar a hipótese de normalidade nestes casos e que há, assim, indícios de que os rácios possam ter uma distribuição mais próxima da normal por sector de actividade; mas Bougen e Drury (1980) rejeitam a hipótese de normalidade também nas sub-amostras sectoriais.

Perante estes resultados, e procurando dar continuidade ao trabalho de Deakin (1976), Frecka e Hopwood (1983) testam os mesmos rácios, mas estudam em particular a forma de lidar com os *outliers*. Para além das transformações, estes autores propõem a eliminação destes valores extremos como forma de chegar a distribuições próximas da normal.

1.2.2 O Tratamento das Observações Extremas

Tendo confirmado os resultados obtidos por Deakin (1976) antes e após as transformações, Frecka e Hopwood (1983) eliminaram da amostra um conjunto de observações classificadas como *outliers*. Comparando os resultados obtidos antes e depois de eliminar *outliers*, constataram, na amostra sem *outliers*, uma drástica redução no número de anos em que a hipótese de normalidade é rejeitada. Os autores concluem assim que, para a maior parte dos rácios, é possível obter distribuições normais, ou próximas da normal, após remoção dos *outliers*.

Duas técnicas são normalmente usadas no tratamento dos *outliers*: o *trimming* e o *winsorizing*. O *trimming* consiste em eliminar um número idêntico de *outliers* baixos e altos. O *winsorizing* (de Charles Winsor), consiste em alterar os valores dos *outliers* para

o valor da observação não *outlier* mais próxima. No entanto, a identificação e a eliminação de *outliers* não reúne consenso entre os investigadores.

So (1987) não obtém os mesmos resultados que Frecka e Hopwood (1983): reporta que muitos rácios mantêm a assimetria após remoção dos *outliers*, pelo que a existência destes valores extremos não é a única causa da assimetria dos rácios.

Ezzamel e Mar-Molinero (1990) referem que os *outliers* são observações que “contaminam” a amostra. Ao contrário de Frecka e Hopwood (1983), preferem identificar e eliminar primeiro estas observações extremas, e proceder depois às transformações.

A própria classificação de observações como *outliers* não é consensual. Muitos autores (Bougen e Drury 1980, por exemplo) classificam como *outliers* observações situadas a mais de três desvios-padrão da média. Outros autores como Ezzamel e Mar-Molinero (1990), preferem decidir de forma mais intuitiva sem aplicar uma regra rígida. Frecka e Hopwood (1983) utilizaram um método *stepwise* (passo-a-passo) testando a assimetria e a curtose a cada passo. As observações extremas foram eliminadas uma a uma, até a assimetria e a curtose deixarem de ser significativas.

De uma maneira geral, um *outlier* é definido como uma observação discordante de uma determinada distribuição. Ezzamel, Mar-Molinero e Beecher (1987) referem alguns problemas colocados por esta abordagem na identificação de *outliers*: para identificar observações discordantes é necessário conhecer a distribuição estatística de um

determinado rácio, mas, sem identificar as observações discordantes, não é possível determinar a distribuição do rácio. Ao pressupor uma determinada distribuição subjacente – a normal por exemplo –, o investigador pode ser levado a classificar como *outliers* observações que não deveriam ser tratadas como tal.

Em todos os casos, os investigadores não deixam de realçar a importância do tratamento dos *outliers*. Ezzamel e Mar-Molinero (1990) alertam para o facto de as propriedades das observações discordantes serem pouco conhecidas: a eliminação de *outliers* pode reduzir a assimetria da distribuição, mas implica também uma perda de informação que pode ser significativa.

Para Bougen e Drury (1980), a presença de *outliers* extremos detectada em muitos rácios causa distorções nos parâmetros da distribuição, nomeadamente da média. Nestas condições, a prática corrente de comparar o rácio de uma empresa com a média do sector pode ser enganadora.

1.2.3 A Procura de Outras Formas de Distribuição

Vários estudos acima referidos reportam evidências de que os rácios não têm uma distribuição normal. Alguns autores referem que a eliminação de *outliers* permite uma aproximação à normal, mas So (1987) argumenta que a presença de *outliers* não é a única causa para a não normalidade dos rácios. Criou-se até a ideia de que a distribuição de frequências dos rácios financeiros é imprevisível (Trigueiros 1995: 109). Perante isto, alguns autores procuraram outras formas de distribuição que melhor representassem a

distribuição dos rácios. McLeay (1986) assinala as vantagens desta abordagem: em vez de eliminar *outliers*, como proposto por Frecka e Hopwood (1983) – com a conseqüente perda de informação –, toda a informação é mantida graças à utilização de modelos que se ajustam às características dos rácios.

A distribuição de um rácio depende da distribuição das variáveis contabilísticas que o compõem. É neste sentido que McLeay (1986) analisa as propriedades das rubricas contabilísticas. Considera que existem dois tipos de rubricas: (1) as que resultam do somatório de várias transacções similares – Vendas, Clientes, Inventários por exemplo – anotadas como Σ ; e (2) as que resultam de uma diferença – Resultados, Fundo de Maneio por exemplo – anotadas como Δ . As rubricas do tipo Σ têm um limite inferior de zero e uma distribuição de frequências assimétrica positiva. As do tipo Δ assumem valores positivos ou negativos e têm uma distribuição de frequências com duas abas, embora não necessariamente simétrica.

Resulta assim que, no contexto da análise de McLeay (1986), existem três tipos de rácios financeiros: Σ/Σ , Δ/Σ e Δ/Δ , tendo o autor sugerido um tipo de distribuição para cada um destes tipos de rácio. Em particular, os rácios do tipo Σ/Σ terão uma distribuição lognormal, ou seja, uma distribuição assimétrica positiva cujo logaritmo tem uma distribuição normal. Os rácios do tipo Δ/Σ terão uma distribuição t de student, e os do tipo Δ/Δ uma distribuição de Cauchy.

Também Trigueiros (1995) é da opinião que os rácios têm uma distribuição não normal, e que, em vez de tentar aproximar as distribuições dos rácios à distribuição normal

(eliminando observações extremas) é mais indicado procurar outro modelo que melhor represente a distribuição empírica dos rácios.

Este autor parte da hipótese de que as rubricas contabilísticas em geral (e não só as do tipo Σ) têm uma distribuição lognormal. A hipótese foi testada empiricamente: Trigueiros (1995) aplicou transformações logarítmicas às variáveis testando posteriormente a normalidade das variáveis resultantes. Os resultados são conclusivos: em amostras por sector de actividade, só 1,6% dos testes rejeita a hipótese de lognormalidade.

O rácio de duas variáveis lognormais é também lognormal, pelo que o autor assume a hipótese de lognormalidade, também para os rácios financeiros. Admite assim que este tipo de distribuição – assimétrica positiva – será a regra para os rácios financeiros. Distribuições simétricas (ou assimétricas negativas) serão a excepção. A questão para os investigadores deixa de ser porque é que os rácios têm assimetrias e *outliers* extremos, pois estas são características da distribuição lognormal. A questão passa a ser, pelo contrário, porque é que alguns rácios são simétricos e outros assimétricos negativos.

A literatura refere pelo menos um rácio – Passivo/Activo – com uma distribuição simétrica (Deakin, 1976 e Ezzamel *et al.*, 1987), e outro com uma distribuição assimétrica negativa – Activo Corrente / Activo (So, 1987). Trigueiros (1995) considera que estes casos são excepções explicadas pelas limitações que uma grandeza impõe a outra num determinado rácio. Por exemplo, no rácio Activo Corrente/Activo, o Activo Corrente não pode ser superior ao Activo, pelo que este rácio nunca é superior a 1. Esta

limitação, imposta pelo denominador ao numerador, corta a aba direita típica do que seria, de outra forma, uma distribuição lognormal (assimétrica positiva com longa aba direita). Se esta limitação for moderada, o corte na aba direita resulta numa distribuição simétrica. Se a limitação for forte, resulta numa distribuição assimétrica negativa.

1.2.4 A Questão da Proporcionalidade

Uma das principais razões para se utilizar rácios é eliminar o efeito que tem a dimensão sobre a variável em análise. Quando se compara a Margem de Lucro – ou Rendibilidade das Vendas – entre duas empresas, por exemplo, o que se pretende comparar é o Resultado (variável em análise). Para permitir a comparação e eliminar o factor dimensão, é prática usual dividir esta variável por outra que contenha informação sobre a dimensão: neste caso, o volume de Vendas. No entanto, Lev e Sunder (1979) afirmam que o factor dimensão só é efectivamente eliminado quando as variáveis que compõem o rácio y/x são rigorosamente proporcionais numa relação do tipo

$$y = \beta x.$$

Na realidade, é raro que exista proporcionalidade entre as variáveis e este estudo mostra que, noutras situações, o factor dimensão não é correctamente eliminado. Nomeadamente, a existência de um termo de erro, de um termo constante ou o facto de a relação não ser linear são situações em que as variáveis não são proporcionais e o factor dimensão não é correctamente eliminado.

Whittington (1980) também analisou as relações entre as variáveis que compõem um rácio financeiro e conclui algo muito semelhante a Lev e Sunder (1979). Afirma que o pressuposto de base da utilização de rácios é a proporcionalidade entre as duas variáveis e que, na maior parte dos casos, esse pressuposto é violado. Um dos casos referidos por este autor, em que isto acontece é o caso em que existe um termo constante na relação entre as rubricas que compõem o rácio. Por exemplo, se existir um termo constante α , na relação entre o Resultado (y) e as Vendas (x), com uma relação do tipo

$$y = \alpha + \beta x,$$

então o termo α representa o valor do Resultado quando as Vendas são zero. α representa neste caso o valor do Resultado imputável a rendimentos que não são Vendas, como por exemplo, rendas de propriedades de investimento. Nestas condições, o facto de uma empresa ter um rácio Resultado / Vendas superior a outra, não significa que tenha uma melhor Rendibilidade das Vendas, mas sim que tem outros rendimentos para além das Vendas. Neste caso, o rácio utilizado não descreve correctamente a relação entre as duas variáveis.

Assim, tanto Whittington (1980) como Lev e Sunder (1979) sugerem que um rácio não é a melhor forma de eliminar o factor dimensão, e que uma regressão linear será mais adequada como forma de modelar a relação entre duas variáveis contabilísticas. A regressão tem ainda a vantagem de possibilitar a adição de variáveis ao modelo, e de produzir um conjunto de estatísticas úteis como o coeficiente de regressão ou os desvios-padrão dos coeficientes estimados.

Barnes (1982) concorda com estes autores e vai mais longe: afirma que a não-proporcionalidade é a razão para a assimetria nos rácios. Para este autor, a regressão linear é uma técnica mais robusta do que o rácio e representa um passo em frente na evolução de uma teoria da análise financeira.

Horrigan (1983), pelo contrário, não concorda com estes estudos. Para ele, o objectivo principal de um rácio não é fornecer informação sobre as variáveis que o compõem, mas sim facultar informação sobre determinadas características das empresas. O rácio Passivo/Capital Próprio, por exemplo, dá-nos informação sobre a estrutura de capital de uma empresa. Assim, o importante são as propriedades estatísticas dos próprios rácios, e não das variáveis contabilísticas. Horrigan (1983) não questiona a utilidade dos rácios financeiros pois estes têm servido para prever outras variáveis de interesse. Têm sido usados, por exemplo, para prever a falência das empresas, e a questão da proporcionalidade é irrelevante para avaliar a utilidade dos rácios neste tipo de situação.

Tal como Horrigan (1983), McDonald e Morris (1984) discordam também das posições de Lev e Sunder (1979) e Barnes (1982). O trabalho de McDonald e Morris (1984) testa quatro modelos: dois com base em rácios e dois com base na regressão linear. O estudo conclui que os modelos com base em rácios dão melhores resultados, pelo que os autores não vêem razões para questionar a utilização de rácios financeiros.

Mais recentemente McLeay e Trigueiros (2002) retomaram esta questão. Estes autores mostram que, para que o factor dimensão seja correctamente eliminado, não basta que os

componentes do rácio sejam proporcionais, mas é necessário que o crescimento destes componentes seja proporcional.

1.2.5 As Séries Temporais de Rácios Financeiros

Em estudos mais recentes, vários investigadores têm-se debruçado sobre o comportamento das séries temporais de rácios financeiros. Alguns estudos reanalisaram o modelo de ajuste parcial de Lev (1969). Este autor tinha mostrado que as empresas tendem a ajustar os valores dos rácios em direcção a um valor de equilíbrio correspondente à média do sector. No entanto, o ajuste não é imediato: em cada período, verifica-se um ajuste parcial. Este modelo de ajuste parcial de Lev (1969) foi objecto de estudos posteriores que procuraram, nomeadamente, medir o coeficiente de ajuste.

Gallizo e Salvador (2003) notam que os estudos anteriores como o de Davis e Peles (1993) ou o de Wu e Ho (1997) consideram um coeficiente de ajuste igual para todas as empresas. Partindo do princípio de que esta hipótese é pouco realista, estes autores sugerem um modelo que permite coeficientes de ajuste diferentes por empresa. Analisando 11 rácios, o estudo conclui que, para 9 rácios, o coeficiente de ajuste global é de 70%.

O trabalho de Ioannidis, Peel, D. e Peel, M. (2003) sugere que o coeficiente de ajuste é tanto maior quanto maior a distância do rácio ao seu valor de equilíbrio. E mostra que as empresas deixam de ajustar os rácios quando estes estão próximos do seu valor de equilíbrio.

Gallizo, Gargallo e Salvador (2008) retomam este tema. Notam que os trabalhos anteriores são estudos univariados, como se a variação de cada rácio fosse independente da variação dos restantes rácios da empresa. Consideram que há conjuntos de rácios que medem essencialmente a mesma dimensão financeira da empresa e que as várias dimensões estão interligadas reflectindo a situação financeira da empresa de vários pontos de vista. Consequentemente, este trabalho propõe uma extensão multivariada do modelo de ajuste parcial de Lev (1969).

1.3 AS PROPRIEDADES DOS LUCROS

Vários autores estudaram as séries temporais dos lucros procurando determinar as suas propriedades. Num dos trabalhos mais antigos sobre o comportamento dos lucros, Little (1962) demonstrou a aleatoriedade dos lucros tendo estabelecido a independência temporal das variações dos lucros. Esta independência foi confirmada por outros estudos posteriores entre os quais Ball e Watts (1972). Especificamente estes autores constataram um comportamento semelhante a um passeio aleatório com tendência.

Brooks e Bookmaster (1976) notam que estudos anteriores analisaram as séries temporais de lucros de forma global. Este estudo demonstra empiricamente que subconjuntos homogêneos de uma série temporal não se comportam da mesma forma. Consequentemente, partindo de uma definição de lucro normal para cada empresa, os autores dividem a amostra em vários estratos e concluem que os estratos fora do normal não se comportam de acordo com passeios aleatórios.

Os investigadores, no entanto, têm dificuldades em encontrar modelos com melhores performances. Watts e Leftwich (1977) testaram outros modelos mas concluem que o passeio aleatório ainda é o modelo que melhor descreve as propriedades das séries temporais de lucros.

Brooks e Bookmaster (1976) detectaram duas características específicas das séries temporais de lucros: (1) a existência de uma componente temporária e (2) um comportamento de reversão à média. A existência de uma componente temporária significa que observações classificadas em estratos fora do normal, tendem a reverter posteriormente para os níveis anteriores. O comportamento de reversão à média foi confirmado por Fama e French (2000). Kothari (2001) avança três razões económicas que explicam a existência deste comportamento:

- (1) Por um lado, num mercado concorrencial, a existência de rendibilidades acima do normal não é sustentável. À medida que as rendibilidades anormais atraem novas empresas para o mercado, o aumento da oferta faz baixar os preços e a rendibilidade regressa a níveis médios.
- (2) Por outro lado, o princípio da prudência e um certo conservadorismo contabilístico, leva os gestores a reconhecerem perdas antecipadas mas não ganhos antecipados. Este comportamento torna as perdas menos prevalentes e induz uma autocorrelação negativa nos lucros.
- (3) Finalmente, as empresas que apresentam prejuízos têm a opção de liquidar a empresa se o gestor não esperar uma recuperação. No caso contrário, é espectável que as empresas revertam os maus resultados e apresentem lucros.

Note-se que o comportamento de reversão à média também é consistente com a prática de alisamento dos lucros por parte dos gestores. Esta prática já vinha documentada em Ball e Watts (1972) e na literatura anterior. Consiste na diminuição de variações anormais dos lucros (positivas ou negativas) mediante a escolha de políticas contabilísticas e critérios de valorimetria. Estatisticamente, traduz-se na redução da variância dos lucros em torno do seu valor esperado.

Os trabalhos mais recentes analisam a estacionariedade das séries temporais de lucros. Esta é uma propriedade importante pois a não estacionariedade gera erros de especificação nos modelos de regressão que usam os lucros como variáveis explicativas. Gregoriou e Skerratt (2010) testaram a estacionariedade das séries temporais de lucros com uma amostra de 479 empresas do Reino Unido no período de 1984 a 2003. A conclusão é que as séries não são estacionárias (os testes só encontram estacionariedade em 27% das 479 empresas). Os autores notam com interesse que, apesar da distância temporal, esta conclusão é consistente com Watts e Leftwich (1977) pois um passeio aleatório é um comportamento não estacionário.

1.4 OS MODELOS DE PREVISÃO DOS LUCROS

Segundo Kothari (2001), foi o trabalho seminal de Ball e Brown (1968) que deu origem à investigação moderna sobre os mercados de capitais. O contributo essencial de Ball e Brown (1968) foi o de fornecer evidência empírica de que os resultados contabilísticos reportados nas demonstrações financeiras contêm informação sobre as cotações das

acções. Numa altura em que os investigadores mostravam um enorme cepticismo quanto à utilidade e à relevância das rubricas contabilísticas das empresas (e em particular dos resultados), o trabalho de Ball e Brown (1968) veio estabelecer inequivocamente a importância dos resultados contabilísticos, e a estreita relação entre estes e a performance das empresas nos mercados de capitais.

Este trabalho deu origem a uma vasta área de investigação cujos temas incluem, entre outros, as previsões baseadas na análise fundamental, a eficiência dos mercados, ou o impacto das divulgações de resultados nas cotações (*earnings response coefficient*). Na área da análise fundamental, e em particular entre os estudos sobre a previsão dos lucros baseada na análise fundamental, assume particular relevo o trabalho de Ou e Penman (1989): é este trabalho que dá início à investigação rigorosa no campo da previsão de lucros baseada numa análise multivariada de rácios financeiros (Kothari 2001: 184).

1.4.1 O Trabalho de Ou e Penman

O estudo de Ou e Penman (1989) consistiu na criação de um método de análise que extrai uma medida resumo das demonstrações financeiras. Esta medida (denominada Pr), calculada com base na informação de um determinado ano, é a probabilidade estimada de haver um aumento dos lucros no ano subsequente e constitui assim um indicador da direcção dos lucros futuros.

Entre rácios financeiros, taxas de variação de rácios financeiros, e taxas de variação de certas rubricas contabilísticas, Ou e Penman (1989) avaliaram inicialmente um total de

68 indicadores. Utilizando um modelo LOGIT, definem um conjunto reduzido de indicadores com a maior capacidade preditiva. O estudo estima dois modelos para dois períodos diferentes: um com 16 indicadores para o período 1965 – 1972 e um com 18 indicadores para o período 1973 – 1977. A amostra é de empresas dos EUA.

Os dois modelos foram testados, e a medida Pr foi calculada para cada empresa. A capacidade preditiva dos modelos foi avaliada pela percentagem de classificações correctas. Duas situações foram testadas. A primeira considera um valor limite de $Pr = 0,5$, ou seja, se $Pr > 0,5$ a empresa classifica-se como tendo um aumento previsto do resultado no ano seguinte, se $Pr < 0,5$ a empresa é classificada como tendo uma diminuição prevista do resultado no ano seguinte. Nesta situação, o primeiro modelo classificou correctamente 62% das observações e o segundo modelo classificou correctamente 60% das observações.

A segunda situação considerou um valor limite superior de $Pr = 0,6$ e inferior de $Pr = 0,4$. As empresas com $Pr > 0,6$ foram classificadas como tendo um aumento previsto dos resultados, e as empresas com $Pr < 0,4$ foram classificadas como tendo uma diminuição prevista dos resultados. Nesta situação, a capacidade preditiva dos modelos melhorou: ambos os modelos classificaram correctamente 67% das observações (Ou e Penman, 1989: 308).

Numa segunda fase, o modelo foi utilizado para identificar empresas com cotações subvalorizadas ou sobrevalorizadas. Esta hipótese sugere que as cotações podem não absorver totalmente a informação contida nas demonstrações financeiras, o que pode dar

origem à obtenção de rendibilidades anormais tal como tinham verificado Ball e Brown (1968).

Para testar esta hipótese, os autores definiram uma estratégia de investimento baseada na medida Pr. Para as empresas com Pr superior a 0,6 são tomadas posições longas. Para as empresas com Pr inferior a 0,4, são tomadas posições curtas. As posições são mantidas durante dois anos e a estratégia é avaliada pelo cálculo das rendibilidades anormais acumuladas ao longo deste período. As conclusões mostram que a estratégia baseada nos dois modelos de Ou e Penman (1989) permitiu obter rendibilidades anormais de 8,3% no primeiro ano e 6,2% no segundo.

1.4.2 Os Estudos Subsequentes

Na sequência deste trabalho, surgiram outros que analisaram a importância da informação contabilística na previsão das performances futuras das empresas.

Stober (1992) replicou o modelo de Ou e Penman tendo chegado a resultados similares. Em relação às estratégias de investimento, concluiu que os resultados poderiam ser melhorados combinando a estratégia de Ou e Penman com a previsão dos analistas.

O trabalho de Lev e Thiagarajan (1993) adopta uma abordagem diferente. Em vez de deixar um modelo estatístico determinar as variáveis relevantes, os autores analisaram os sinais mais utilizados por analistas financeiros para fazer inferências sobre a performance futura das empresas. Por exemplo, um aumento desproporcional nos

Inventários (superior ao aumento das Vendas) é frequentemente referido, na imprensa especializada, como um sinal de que a empresa está a ter dificuldades em gerar vendas. O mesmo acontece com um aumento desproporcionado na rubrica Clientes (sempre comparando com as Vendas). A partir destes sinais negativos, os analistas prevêem normalmente uma performance negativa para o período seguinte. Foram assim seleccionados 12 indicadores mais referidos em determinadas publicações financeiras, entre as quais o *The Wall Street Journal*.

O estudo incluiu também variáveis não financeiras como a variação no número de empregados, e variáveis macroeconómicas, o que também não foi considerado no modelo de Ou e Penman (1989). Notando que os trabalhos anteriores são realizados sem ter em conta o contexto macroeconómico em que as empresas operam, Lev e Thiagarajan (1993), incluem na sua análise, entre outras variáveis, a variação do Índice de Preços no Consumidor e a variação do PIB. As conclusões indicam, por exemplo, que o indicador Clientes só é estatisticamente significativo nos anos de elevada inflação. E o indicador Inventários tem o coeficiente mais baixo nos anos de maior crescimento do PIB. O que significa que os investidores são mais tolerantes a crescimentos desproporcionados dos Inventários em anos de *boom* económico.

Este trabalho foi aprofundado por Abarbanell e Bushee (1997, 1998) que analisaram a relação entre os indicadores fundamentais de Lev e Thiagarajan (1993) e os resultados futuros. Em particular, o estudo de Abarbanell e Bushee (1997) debruçou-se sobre a eficiência com que os analistas utilizam os sinais fundamentais. Este estudo conclui que os analistas, ao reverem as suas previsões no momento da divulgação de nova

informação, não assimilam toda a informação divulgada o que potencia erros de previsão. O trabalho de Abarbanell e Bushee (1998) analisou a possibilidade de obtenção de rendibilidades anormais utilizando uma estratégia de investimento baseada nestes indicadores fundamentais. Com dados do período de 1974 a 1988, esta estratégia obtém rendibilidades anormais de 13,2% ao ano.

Setiono e Strong (1998) replicam o modelo de Ou e Penman (1989) com uma amostra do Reino Unido e um período mais recente (1980 – 1992). O estudo obtém resultados significativos nos modelos de previsão e mostra que uma estratégia de investimento baseada neste modelo permitiria a um investidor obter rendimentos anormais da ordem dos 17% em dois anos.

Bird, Gerlach e Hall (2001) actualizaram o estudo de Ou e Penman (1989) com uma amostra de 1983 a 1997, acrescentando ao mercado dos EUA, os mercados inglês e australiano. Afinam a técnica de selecção das variáveis conseguindo seleccionar um conjunto mais estável de variáveis explicativas. O método melhora a precisão dos modelos na amostra americana, mas não nas amostras mais pequenas do Reino Unido e da Austrália. Os autores concluem que as vantagens deste método só se tornam evidentes com amostras grandes. Em relação à capacidade preditiva dos modelos, este estudo encontra resultados similares aos de Ou e Penman (1989), dando consistência às conclusões de que as demonstrações financeiras contêm informação sobre a previsão da direcção dos lucros futuros. No entanto, em relação às estratégias de investimentos, e ao contrário de Ou e Penman, este trabalho não obtém os mesmos resultados. Os fracos rendimentos obtidos, especialmente nos mercados americano e inglês (rondando os 4%),

não permitem usar estes modelos para o desenvolvimento de estratégias de investimento lucrativas (Bird *et al.* 2001: 188).

No contexto nacional, Peixinho (2002) replicou o modelo de Ou e Penman com uma amostra de empresas portuguesas cotadas na bolsa. Uma diferença fundamental de metodologia entre os dois trabalhos reside nas transformações aplicadas aos rácios. As transformações logarítmicas, aplicadas neste trabalho, criaram variáveis estatisticamente mais bem comportadas, com distribuições próximas da normal, e melhoraram a performance dos modelos: o modelo com os indicadores transformados classificou correctamente 74,5% das observações contra 72,4% do modelo sem transformações. Este resultado confirma as hipóteses avançadas na literatura anterior – nomeadamente em Trigueiros (1995) – de que os rácios financeiros têm uma distribuição lognormal e que as transformações melhoram a performance dos modelos.

Os trabalhos mais recentes incluem o de Skogsvik (2008) o de Wieland (2011). Na linha de investigação de Ou e Penman (1989), Skogsvik (2008) aplica uma abordagem semelhante a um conjunto de empresas suecas no período de 1970 a 1994. O estudo compara uma previsão baseada só na média do ROE (*Return on Equity*) de anos anteriores com uma previsão baseada numa combinação do ROE com um grande conjunto de outros rácios financeiros. O resultado é inesperado pois o modelo baseado só na média do ROE de anos anteriores, tem melhor performance (prevê correctamente 71% dos casos) do que o modelo com mais rácios (prevê correctamente 63% dos casos). Note-se ainda que o modelo baseado na média do ROE tem melhor performance na

previsão da diminuição dos resultados enquanto o modelo com vários rácios prevê melhor os aumentos de resultados.

No trabalho mais recente desta linha de investigação, Wieland (2011) analisa em que medida se verificam no ano subsequente, as previsões de aumentos ou diminuições de resultados por parte dos analistas financeiros. Este autor define um conceito de *precisão direccional* como a probabilidade dos analistas preverem correctamente um aumento ou uma diminuição dos resultados para o ano seguinte. O objectivo é criar um modelo que possa ser usado por investidores, para seleccionar empresas, em relação às quais as previsões dos analistas tenham a maior probabilidade de se realizarem. Na realidade, o estudo concentra-se sobre as previsões de aumento pois, segundo este autor, os analistas acertam quase sempre quando prevêem uma diminuição dos resultados (83% das vezes) e falham mais quando prevêem um aumento. Torna-se assim mais interessante para a investigação analisar as previsões de aumento.

Wieland (2011) define um modelo duplo baseado em duas correntes de investigação distintas. Um primeiro modelo combina características dos analistas (n.º de anos de experiência, histórico de previsões correctas, etc.) com características das empresas associadas à precisão das previsões. Um segundo modelo baseia-se na informação contida nas demonstrações financeiras, na linha de Ou e Penman (1989). Wieland (2011) combina os dois modelos num *score* global e utiliza este *score* para construir, por um lado, carteiras de acções em relação às quais as previsões têm a maior probabilidade de se realizarem, e por outro lado, carteiras de acções em relação às quais as previsões têm a menor probabilidade de se realizarem. O objectivo é testar se nas carteiras

classificadas como de “maior probabilidade” se obtém uma elevada percentagem de classificações correctas e nas carteiras classificadas como de “menor probabilidade”, se obtém uma baixa percentagem de previsões correctas.

Em termos globais, o estudo conclui que os analistas financeiros acertam 71% das vezes, o que significa que há erros de previsão em 29% dos casos – casos em que o mercado esperava um aumento dos resultados, em relação ao ano anterior, e na realidade estes diminuíram.

Wieland (2011) testa em seguida se uma estratégia de investimento baseada no seu modelo poderia gerar rendimentos anormais. Conclui que um investidor que tomasse posições longas em empresas classificadas como “maior probabilidade” e posições curtas em empresas classificadas como “menor probabilidade” obteria rendimentos anormais de 14,1%.

1.5 RESUMO

Procurou-se neste capítulo fazer uma revisão da literatura existente sobre o tema deste trabalho. Não querendo limitar a análise aos modelos de previsão dos lucros, alargou-se a revisão de literatura às propriedades dos rácios financeiros e às propriedades dos lucros. Em relação às propriedades dos rácios fez-se um apanhado dos conhecimentos adquiridos desde o trabalho pioneiro de Horrigan (1965) sobre as propriedades distributivas dos rácios financeiros, até ao modelo multivariado de ajuste parcial proposto recentemente por Gallizo, Gargallo e Salvador (2008).

Em relação às propriedades dos lucros, referiram-se os trabalhos mais antigos que estabeleceram o passeio aleatório como a melhor representação para o comportamento das séries temporais de lucros (Watts e Leftwich 1977), e os trabalhos mais recentes que analisam a estacionariedade dos lucros como o de Gregoriou e Skerratt (2010).

Quanto aos modelos de previsão da direcção dos lucros, foi dada ênfase ao trabalho seminal de Ou e Penman (1989) tendo-se referido os trabalhos mais marcantes que aprofundaram esta área de investigação nas duas décadas seguintes, terminando com o trabalho mais recente de Wieland (2011).

Resta referir que, entre os trabalhos que aprofundaram a investigação de Ou e Penman (1989), nenhum estudo se debruçou concretamente sobre o comportamento dos modelos de previsão em sub-amostras homogéneas. Nenhum trabalho explorou a hipótese dos modelos de previsão poderem ter maior capacidade preditiva em sub-amostras

homogéneas. No entanto, há indicações em trabalhos anteriores que sustentam essa hipótese. Peixinho (2002) conseguiu melhorar a percentagem de classificações correctas de 74,5% para 80% com uma sub-amostra mais homogénea, definida através de uma análise de clusters. E Skogsvik (2008) refere que a capacidade preditiva dos modelos pode ser negativamente afectada se a amostra for muito heterogénea, pelo que escolhe uma amostra constituída unicamente de empresas industriais.

Torna-se assim pertinente analisar o comportamento dos modelos de previsão em sub-amostras homogéneas de forma a determinar em que medida é possível obter melhores previsões com modelos estimados especificamente para cada sub-amostra, do que com um modelo global. A análise do comportamento dos modelos em sub-amostras, tem ainda o interesse de permitir identificar características das empresas que potenciam a capacidade preditiva dos modelos.

Este é o principal objectivo do trabalho que aqui se apresenta e cujo interesse e relevância reside no facto de explorar estas hipóteses que não foram investigadas em trabalhos anteriores. Partindo dos 68 indicadores de Ou e Penman (1989), pretende-se construir diversos modelos de previsão da direcção dos lucros, e testar o seu comportamento em várias sub-amostras, construídas segundo diversos critérios, conforme se explica no capítulo seguinte.

2. ESTUDO EMPÍRICO

Este capítulo expõe os objectivos do estudo e as questões de investigação, e explica a definição da amostra, das sub-amostras, das variáveis do modelo e a técnica estatística utilizada – a análise discriminante.

O capítulo está estruturado em quatro secções. A secção 2.1 expõe os objectivos do estudo e as questões de investigação. A secção 2.2 trata da preparação da amostra. A secção 2.3 explica a construção e a caracterização das sub-amostras e a secção 2.4 explica a técnica de estatística multivariada utilizada no trabalho.

2.1 OBJECTIVOS E QUESTÕES DE INVESTIGAÇÃO

Com uma amostra de empresas americanas, Ou e Penman (1989) mostraram que as demonstrações financeiras contêm informação que permite prever, com alguma fiabilidade, a direcção dos lucros no ano subsequente. Identificar um modelo similar aplicado a empresas europeias e aprofundar o estudo destes autores são os objectivos genéricos deste trabalho.

O objectivo específico e a principal questão de investigação é identificar as características das empresas que potenciam uma maior capacidade preditiva dos modelos de previsão. Pretende-se investigar o impacto na performance dos modelos de diferentes características das empresas como a origem geográfica, o sector de actividade ou a dimensão. A recente adopção das IFRS na União Europeia torna também pertinente investigar se esta medida produz melhorias na performance dos modelos de previsão. O risco de falência é outra característica que afecta os valores dos rácios financeiros e que pode influenciar a capacidade preditiva dos modelos.

Consequentemente, foram criadas sub-amostras de empresas com base no país, na dimensão, no sector de actividade, na prática contabilística e no risco de falência, de forma a determinar quais as características das empresas para as quais a informação contabilística tem maior capacidade de prever a direcção dos lucros. Colocam-se as hipóteses seguintes para cada conjunto de sub-amostras.

1. Sub-amostras por país:

Pretende-se analisar em que medida os modelos têm melhor performance nas sub-amostras por país do que na amostra global.

Hipótese 1:

Ho: A percentagem de classificações correctas dos modelos de previsão da direcção dos lucros nas sub-amostras por país, não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas do modelo na amostra global.

2. Sub-amostras por sector de actividade

O objectivo nestas sub-amostras é analisar em que medida a capacidade preditiva dos modelos melhora em sub-amostras por sector de actividade. Considerando que as demonstrações financeiras são mais homogéneas dentro de sectores de actividade específicos, pretende-se verificar em que medida é possível obter melhores resultados com modelos sectoriais do que com um modelo global.

Hipótese 2:

Ho: A percentagem de classificações correctas dos modelos de previsão da direcção dos lucros nas sub-amostras por sector de actividade, não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas do modelo na amostra global.

3. Sub-amostras por dimensão

Neste caso, pretende-se analisar o comportamento dos modelos de previsão quando separamos as empresas com base na sua dimensão. Esta questão é relevante na medida em que a literatura financeira sugere que a dimensão das empresas influencia várias conclusões de estudos empíricos em contabilidade e finanças (ver Cinca *et al.*, 2005).

Hipótese 3:

Ho: A percentagem de classificações correctas dos modelos de previsão da direcção dos lucros nas sub-amostras por dimensão, não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas do modelo na amostra global.

4. Sub-amostras por prática contabilística

A adopção obrigatória, a partir de 2005, das IFRS pelas empresas cotadas da União Europeia, por força do regulamento (CE) n.º 1606/2002, representa possivelmente a maior alteração contabilística dos últimos anos a nível internacional e o maior passo dado por um conjunto de países no sentido da normalização contabilística internacional. Vários investigadores já se debruçaram sobre o impacto desta medida na análise financeira (Byard, Li e Yu, 2011), nos rácios financeiros (Lantto e Sahlström, 2009) e na performance dos modelos de previsão (Cabrita, 2008). O modelo de previsão utilizado por este último autor tem maior poder explicativo a

partir de 2005, ano em que as empresas cotadas da União Europeia adoptaram as IFRS.

Pretende-se aqui separar as empresas segundo a prática contabilística ou seja separar as que aplicam as IFRS das que utilizam práticas contabilísticas locais. Deste modo, espera-se criar grupos mais homogêneos que permitam melhorar a capacidade preditiva dos modelos.

Hipótese 4:

Ho: A percentagem de classificações correctas dos modelos de previsão da direcção dos lucros nas sub-amostras por prática contabilística não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas do modelo na amostra global.

5. Sub-amostras por risco de falência

Finalmente pretende-se analisar em que medida o risco de falência das empresas influencia a performance dos modelos de previsão. A literatura refere grandes diferenças nos rácios financeiros entre empresas que faliram (ou estão prestes a falir) e empresas onde o princípio da continuidade não está posto em causa (veja-se Beaver 1966 por exemplo). Torna-se assim pertinente determinar em que medida a performance dos modelos é afectada consoante se trate de empresas financeiramente saudáveis ou empresas que apresentam um elevado risco de entrar em situação de falência.

Hipótese 5:

H₀: A percentagem de classificações correctas dos modelos de previsão da direcção dos lucros nas sub-amostras por risco de falência não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas dos modelos na amostra global.

Para testar estas 5 hipóteses e determinar se a performance dos modelos das sub-amostras é superior à performance do modelo global, utilizou-se o teste binomial. Este teste permite comparar duas proporções e determinar se as diferenças são estatisticamente significativas.

2.2 DEFINIÇÃO DA AMOSTRA

A amostra disponibilizada para este trabalho foi extraída da base de dados Osiris da Bureau van Dijk. Esta base de dados contém informação financeira de empresas cotadas de mais de 130 países do mundo. Para este trabalho, extraiu-se informação de 1996 a 2007, relativa a empresas de 9 países da União Europeia (UE): Reino Unido, França, Alemanha, Itália, Holanda, Bélgica, Espanha, Grécia e Portugal (por ordem de importância na amostra).

2.2.1 As Eliminações

a) Empresas não cotadas

Fundamentalmente a base de dados Osiris contém informação sobre empresas cotadas. No entanto, é possível encontrar informação de outras empresas. Estas são essencialmente empresas subsidiárias de empresas cotadas, incluídas na base de dados a pedido da empresa-mãe. Estas observações foram eliminadas uma vez que se pretendia fazer um trabalho unicamente com empresas cotadas.

b) Falhas na Sequência Anual

A definição das variáveis independentes inclui o cálculo das variações de cada rácio sobre o ano anterior. Por sua vez, a variável dependente é baseada na variação dos Resultados por Acção no ano seguinte. Assim, a construção do modelo e o cálculo das

variáveis implica, que se garanta, para cada empresa, uma sequência anual da informação financeira sem falhas. Foram, no entanto, detectadas várias situações onde isto não acontece havendo “saltos” de informação de 2 a 9 anos. Estas falhas foram tratadas da seguinte forma:

- No caso dos países com o maior número de observações (Reino Unido, França e Alemanha) as empresas foram eliminadas.
- No caso dos restantes países, e de modo a não eliminar demasiadas observações, as situações foram tratadas caso a caso. Eliminou-se o menor conjunto de observações para a frente ou para trás do salto sempre com a preocupação de eliminar o menor número de registos possível.

c) O primeiro e último registo de cada empresa

Uma vez realizado o cálculo da variável dependente (baseada na variação dos Resultados por Acção no ano seguinte) e das variáveis independentes (incluindo as variações de rácios sobre o ano anterior) foi necessário eliminar em cada empresa, as observações que não permitiam calcular esta informação.

Foi assim eliminado o primeiro registo de cada empresa (o mais antigo) pois não permite calcular a variação dos rácios sobre o ano anterior.

Da mesma forma foi eliminado o último registo de cada empresa (o mais recente) pois não permite calcular a variação dos Resultados por Acção no ano seguinte.

d) Os Dados em Falta

A análise de dados em falta identifica todas as variáveis do modelo, com a respectiva percentagem de dados em falta. As seguintes três variáveis tiveram de ser eliminadas da análise pois tinham mais de 80% de valores em falta:

Var. % Gastos de I & D (49)	→ 83,1% de dados em falta
Var. % [Gastos de I & D / Vendas] (50)	→ 83,3% de dados em falta
Compra de Acções Próprias / Capital Social (63)	→ 93,8% de dados em falta.

As restantes variáveis tinham menos de 27% de dados em falta. Em relação a estas, foram-se eliminando as observações até ficarem só as observações com 100% de dados preenchidos.

e) As Pequenas Variações dos Resultados por Acção

Considerou-se ainda que as pequenas variações dos Resultados por Acção não iriam contribuir para uma correcta discriminação entre empresas com variações positivas dos lucros, e empresas com variações negativas. Eliminaram-se assim observações com variações nos Resultados por Acção entre - 0,02 e + 0,02 num total de cerca de 500 observações que representavam nesta fase pouco mais de 5% da amostra.

2.2.2 Os Valores Extremos

A eliminação de valores extremos (*outliers*) é referida na literatura como forma de obter distribuições mais próximas da normal. Vários autores como Frecka e Hopwood (1983) ou Ezzamel e Mar-Molinero (1990) identificaram e eliminaram *outliers* assinalando melhorias na distribuição dos rácios financeiros nomeadamente na redução da assimetria.

Outros autores como McLeay (1986) ou Trigueiros (1995) questionaram este tipo procedimento que, embora reduza a assimetria, acarreta uma óbvia perda de informação. Trigueiros (1995) refere ainda que, tendo a maior parte dos rácios financeiros uma distribuição lognormal, fortemente assimétrica positiva, a existência de valores extremos é uma ocorrência natural:

“(...) lognormal variables stem from multiplicative processes while normal variables are created by additive processes. (...) lognormal distributions are very skewed, exhibiting long tails towards positive values. (...). In fact, outliers mentioned in relation to ratios are probably just a consequence of multiplicative skewness.” (Trigueiros 1995: 112).

Seguindo a opinião destes dois últimos autores, considera-se neste trabalho que estes valores não são observações discordantes mas sim parte integrante da realidade dos rácios financeiros e, como tal, não devem ser eliminadas nem alteradas pelo que se resolveu não eliminar *outliers*.

2.2.3 A Amostra Final

A amostra final tem 8.848 observações e a seguinte composição por país (Tabela 2.1):

Tabela 2.1 – Composição da amostra por país

Código de País	País	N.º de empresas	N.º de observações	Percentagem de observações
GB	Reino Unido	906	3.720	42%
FR	França	504	1.945	22%
DE	Alemanha	406	1.394	16%
NL	Holanda	119	455	5%
BE	Bélgica	88	378	4%
IT	Itália	138	363	4%
ES	Espanha	96	269	3%
GR	Grécia	81	198	2%
PT	Portugal	45	126	1%
	Total	2.383	8.848	100%

2.3 AS SUB-AMOSTRAS

Para atingir os objectivos propostos e responder às questões colocadas, foram criadas sub-amstras por (1) país, (2) sector de actividade, (3) dimensão, (4) prática contabilística e (5) risco de falência.

O número de sub-amstras criadas em cada categoria é o seguinte:

Tabela 2.2 – Número de amostras por categoria

Categoria	Número de amostras
1. Países	9
2. Sectores de actividade	19
3. Dimensão	4
4. Prática contabilística	4
5. Risco de falência	3
Total	39

Ao todo, incluindo a amostra global, foram criadas 40 amostras e foram testados 40 modelos. Nas secções seguintes procede-se à caracterização das várias sub-amstras.

2.3.1 Países

Como já foi referido, a amostra tem dados de 9 países da UE. Foram criadas assim 9 sub-amstras por país com as características indicadas na tabela 2.1 da secção anterior.

2.3.2 Sectores de Actividade

De entre os vários códigos de actividade económica disponíveis na base de dados Osiris, escolheu-se o código NACE Rev. 1.1 (nomenclatura estatística das actividades económicas na Comunidade Europeia). Com base neste código procurou-se analisar um número razoável de sectores sem pretender fazer uma análise exaustiva a todos os sectores de actividade presentes na base de dados. Assim, seleccionaram-se numa fase inicial todos os sectores com mais de 200 observações, o que permitiu obter 19 sectores de actividade.

A tabela 2.3 mostra a lista dos 19 sectores de actividade seleccionados com o respectivo número de empresas e observações.

Note-se que, após as eliminações referidas na secção 2.2.1, os sectores 40 e 63 chegaram à amostra final com um pouco menos das 200 observações inicialmente previstas (respectivamente 180 e 195 observações), tendo no entanto sido mantidas na análise.

Tabela 2.3 – Sub-amostras por sectores de actividade

Código NACE	Descrição resumida	N.º de Observações	% de Observações
<u>Indústrias Transformadoras</u>			
15	Alimentação e bebidas	570	9%
22	Edição, impressão e reprodução	253	4%
24	Produtos químicos	571	9%
26	Outros produtos minerais não metálicos	274	4%
29	Fabricação de máquinas e equipamentos, n.e.	497	8%
32	Equipamentos de rádio, televisão, comunicações	404	6%
33	Instrumentos médicos, de precisão, ópticos	288	5%
34	Automóveis, reboques e semi-reboques	200	3%
36	Mobiliários e outras indústrias transformadoras	245	4%
<u>Electricidade, gás e água</u>			
40	Electricidade, gás, vapor e água quente	180	3%
<u>Construção</u>			
45	Construção	335	5%
<u>Comércio</u>			
51	Comércio por grosso (excepto automóveis)	349	6%
52	Comércio a retalho (excepto automóveis)	485	8%
<u>Alojamento</u>			
55	Alojamento e restauração	206	3%
<u>Transportes e comunicações</u>			
63	Actividades anexas dos transportes; viagens	195	3%
64	Correios e telecomunicações	220	4%
<u>Actividades imobiliárias, alugueres e serviços</u>			
72	Actividades informáticas e conexas	438	7%
74	Outros serviços	355	6%
<u>Outros serviços colectivos, sociais e pessoais</u>			
92	Actividades recreativas, culturais e desportivas	203	3%
Total dos 19 sectores seleccionados		6.268	100%

2.3.3 Dimensão

Para separar as empresas pela dimensão utilizou-se o Total do Activo. No entanto, numa amostra com vários anos de informação, a simples classificação das observações pelo Total do Activo coloca alguns problemas, uma vez que este valor varia todos os anos: a mesma empresa poderia ser considerada “pequena” em 1996 e “média” ou “grande” em 2007. Para lidar com esta questão procedeu-se do seguinte modo: identificou-se o 2003 como o ano com o maior número de observações (1.255) e procedeu-se ao cálculo dos quartis do Total do Activo para esse ano com o resultado indicado na tabela 2.4.

Tabela 2.4 – Quartis do Total do Activo do ano 2003

Quartil	Total do Activo ⁽¹⁾
1	≤ 64.288
2	de 64.289 a 218.060
3	de 218.061 a 942.077
4	≥ 942.078

(1) Valores em milhares de euros

Seguidamente, cada observação de 2003 foi marcada com um código 1, 2, 3 ou 4, consoante o quartil, sendo depois o código copiado para os restantes registos de cada empresa. Isto permitiu classificar todas as empresas que tinham dados em 2003, em 4 categorias de dimensão mediante o valor do Total do Activo de 2003. Obteve-se um conjunto de observações que permitiu criar 4 amostras descritas na tabela 2.5.

Tabela 2.5 – Sub-amostras por dimensão

Quartil	N.º de empresas	N.º de observações
1.º Quartil	314	1.246
2.º Quartil	314	1.601
3.º Quartil	314	1.625
4.º Quartil	313	1.766
Total	1.255	6.238

O processo foi repetido tendo por base outros anos com um número elevado de observações (2002, 2004 e 2005) e os resultados obtidos foram similares.

2.3.4 Prática Contabilística

A informação da prática contabilística não consta na base de dados Osiris. No entanto, pode-se partir do princípio que as empresas cotadas tiveram de passar a elaborar as demonstrações financeiras com base em *IFRS* a partir de 2005, conforme o regulamento (CE) n.º 1606/2002. Pode-se então comparar o ano 2005 com períodos anteriores para determinar se a aplicação das *IFRS* produz melhorias nos modelos estatísticos. Reconhece-se que este procedimento cria algum ruído pois sabe-se que algumas empresas já aplicavam as *IFRS* antes de 2005.

Criaram-se assim quatro amostras (ver tabela 2.6) para quatro anos – 2002, 2003, 2004 e 2005 –, com o objectivo de analisar se o ano 2005 apresenta diferenças significativas no comportamento dos modelos em relação aos anos anteriores.

Tabela 2.6 – Sub-amostras por ano

Ano	N.º de empresas/observações
2002	1.163
2003	1.255
2004	1.179
2005	1.176
Total	4.773

2.3.5 Risco de Falência

Para classificar as empresas segundo o risco de falência, utilizou-se neste estudo o Z-Score de Altman (1968). Este valor, calculado pelo modelo discriminante de Altman (1968) permite classificar uma empresa num de três grupos possíveis.

Se Z-Score < 1,81, a empresa está claramente em risco de falência.

Se Z-Score > 2,99, a empresa não apresenta risco de falência.

Entre 1,81 e 2,99 há uma zona cinzenta.

O modelo de Altman (1968) tem cinco variáveis:

- $X_1 = \text{Working Capital} / \text{Total Assets} = \text{Fundo de Maneio} / \text{Activo}$
- $X_2 = \text{Retained Earnings} / \text{Total Assets} = \text{Resultados Transitados} / \text{Activo}$
- $X_3 = \text{EBIT} / \text{Total Assets} = \text{Resultado Operacional} / \text{Activo}$
- $X_4 = \text{Market Value of Equity} / \text{Book Value of Total Debt} = \text{Valor de Mercado do Capital Próprio} / \text{Passivo}$.
- $X_5 = \text{Sales} / \text{Total Assets} = \text{Vendas} / \text{Activo}$

A função discriminante estimada foi a seguinte (Altman, 1968: 594):

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

Em 1993, vários motivos levaram Altman a rever este modelo. Por um lado, verificava-se que nessa altura as empresas americanas estavam a apurar Z-Scores inferiores aos do passado, sugerindo a necessidade de rever os coeficientes do modelo (Altman, 1993: 179). Por outro lado, a variável X_4 , baseada na capitalização bolsista, impedia a aplicação do modelo a empresas não cotadas, o que limitava a sua utilização. Altman criou assim um novo modelo revisto em que a variável X_4 passou a ser baseada no valor contabilístico do Capital Próprio e não no valor de mercado, isto é $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Passivo}$. A nova função discriminante é então dada por (Altman, 1993: 203):

$$Z = 0,717 X_1 + 0,847 X_2 + 3,107 X_3 + 0,420 X_4 + 0,998 X_5$$

Os valores críticos também mudaram passando a ser 1,23 e 2,90.

Tendo em conta que a base de dados Osiris não tem o valor da capitalização bolsista das empresas, foi este último modelo que se utilizou neste trabalho. Calcularam-se assim as cinco variáveis do modelo e o Z-Score para cada empresa. Com base nos valores críticos criaram-se três sub-amostras com as seguintes características (tabela 2.7):

Tabela 2.7 – Sub-amostras por Z-Score de Altman

Z-Score	N.º de empresas	N.º de observações	% de Observações
$Z < 1,23$	851	1.839	22%
$1,23 \leq Z \leq 2,90$	1.732	5.266	64%
$Z > 2,90$	453	1.087	13%
Total	3.036	8.192	100%

Note-se que de um total de 8.848 observações, não foi possível calcular a variável X2 para 656 casos por falta da informação sobre os resultados transitados o que reduziu o número total de observações disponíveis para 8.192.

2.4 A METODOLOGIA

2.4.1 A Técnica Estatística: A Análise Discriminante

No seguimento dos trabalhos de Ou e Penman (1989), pretende-se aqui, de uma maneira geral, testar a hipótese de que as demonstrações financeiras das empresas contêm informação acerca da direcção dos lucros no ano seguinte. Em particular, pretende-se determinar qual o conjunto de variáveis financeiras que melhor prevê a subida ou descida dos lucros no ano seguinte. Temos assim uma variável dependente que é categórica (assume 1 quando os lucros sobem, 0 quando os lucros descem) e um conjunto de variáveis independentes que são métricas (rácios financeiros).

A técnica estatística que melhor se aplica a estas características é a análise discriminante. Esta técnica permite:

- Determinar o conjunto de variáveis financeiras que melhor discrimine entre os dois grupos;
- Criar uma combinação linear dessas variáveis que permite calcular um *score* para cada observação e, com base no *score*, classificar cada observação num grupo ou no outro;
- Comparar a classificação do modelo com a realidade da amostra e estabelecer percentagens de classificação correctas que serão uma medida da capacidade preditiva do modelo.

a) O Método de Selecção das Variáveis

A análise discriminante permite dois métodos de selecção das variáveis e de determinação da função discriminante: o método directo (ou simultâneo) e o método passo-a-passo (*stepwise*). No método directo, todas as variáveis são introduzidas no modelo simultaneamente, e a função discriminante é determinada com todas, independentemente do poder discriminante de cada uma. Este método é aconselhado quando se pretende, por qualquer motivo, construir um modelo com todas as variáveis (Hair, Anderson, Tatham e Black, 1995: 198).

O método passo-a-passo (*stepwise*) selecciona as variáveis uma a uma, tendo em conta a sua capacidade discriminatória. Este método é aconselhado quando se tem muitas variáveis independentes e se pretende identificar um conjunto reduzido de variáveis com o maior poder discriminante. O método permite ainda determinar quais as variáveis que mais contribuem para a capacidade discriminante do modelo. Devido a estas características, foi este o método escolhido neste trabalho.

No método *stepwise*, é seleccionada em primeiro lugar a variável que tenha, individualmente, o maior poder discriminante, seguindo-se a variável que, conjuntamente com a primeira, tenha o maior poder discriminante e assim sucessivamente até não haver mais variáveis que cumpram os critérios de entrada. Existem vários critérios para determinar o poder discriminante das variáveis: o Lambda de Wilks, o V de Rao, a distância de Mahalanobis, a estatística F e a variância residual

(Reis, 2001: 227). Por defeito, o SPSS² utiliza o Lambda de Wilks que se obtém pelo rácio da variação não explicada sobre a variação total. O rácio varia entre 0 e 1, e os pequenos valores indicam grandes diferenças entre os grupos (Pestana e Gageiro, 2008: 618). Assim, com este critério, o SPSS selecciona a cada passo a variável com o menor Lambda de Wilks.

No entanto, este critério não é suficiente para uma variável ser seleccionada: é necessário ainda que tenha um valor da estatística F superior a um mínimo, definido no SPSS em 3,84. Por outro lado, à medida que são introduzidas variáveis no modelo, o conjunto é reavaliado e podem ser removidas variáveis se a estatística F ficar abaixo de um mínimo que o SPSS estabelece em 2,71.

b) A Determinação das Variáveis mais Relevantes

Tradicionalmente a forma de determinar a contribuição relativa das variáveis para o poder discriminante do modelo é através dos coeficientes estandardizados da função discriminante. Ignorando o sinal, a variável que tem o maior coeficiente, terá a maior contribuição relativa para a função discriminante. No entanto, apontam-se alguns defeitos a estes coeficientes. Nomeadamente, estão sujeitos a considerável instabilidade (Hair *et al.* 1995: 206) e são afectados pelas correlações com as restantes variáveis do modelo (Reis, 2001: 224).

² O tratamento de dados foi realizado com o SPSS versão 18.

Assim, segundo estes autores, será preferível usar os coeficientes estruturais (*discriminant loadings*) que medem a correlação linear entre cada variável independente a função discriminante, e que são independentes dos efeitos das outras variáveis. A matriz de estrutura lista todas as variáveis independentes ordenadas segundo os respectivos coeficientes estruturais. As primeiras linhas desta matriz indicam assim as variáveis com a maior contribuição relativa para a função discriminante.

2.4.2 A Variável Dependente

O objectivo deste estudo é analisar a capacidade dos modelos preverem a direcção dos lucros no ano seguinte. Assim, a variável dependente é uma variável dicotómica associada à variação dos Resultados por Acção ou EPS (*Earnings per Share*). Não existindo na base de dados a informação dos EPS, nem o número de acções que permitisse o cálculo, foi necessário realizar uma aproximação razoável aos EPS através do Capital Social com a fórmula:

$$\text{EPS} = \text{Resultado Líquido} / \text{Capital Social}.$$

A variação dos resultados por acção (V_EPS) foi calculada pela diferença dos EPS entre o ano em análise (n) e o ano seguinte ($n+1$):

$$V_EPS = EPS_{n+1} - EPS_n$$

A variável dependente assume o valor 0 quando se verifica uma variação negativa dos EPS, e o valor 1 quando se verifica uma variação positiva. É esta variável que permite dividir as amostras em dois grupos no quadro da análise discriminante³:

Se $V_EPS < 0 \rightarrow$ variável dependente = 0

Se $V_EPS > 0 \rightarrow$ variável dependente = 1

Duas diferenças fundamentais são de assinalar entre este trabalho e o de Ou e Penman (1989). A primeira relaciona-se com a variável EPS – *Earnings per Share*. Para calcular o EPS, Ou e Penman (1989) utilizaram os Resultados por Acção antes de itens extraordinários:

“(…) *we choose, as the earnings variable in year t+1, the change in primary earnings-per-share before extraordinary items.*” (Ou e Penman, 1989: 299).

No entanto, a base de dados Osiris não tem informação sobre o EPS antes de itens extraordinários, nem tem informação sobre itens extraordinários que permitisse apurar o valor do resultado expurgado dos elementos extraordinários. Perante esta situação, optou-se por utilizar como base do cálculo para a variável dependente, a rubrica Resultados Líquidos (*Net Income*).

A segunda diferença relaciona-se com o facto de Ou e Penman (1989) terem utilizado quatro anos de informação para calcular uma tendência nos lucros, tendo depois subtraído esta tendência no cálculo da variação dos Resultados por Acção. Uma vez que

³ Foram ignoradas as situações de $V_EPS = 0$ por não permitirem a discriminação pretendida.

o modelo já implica a eliminação de três anos por empresa (ver ponto 2.2.1), a eliminação de mais quatro anos para o cálculo da tendência iria excluir da análise um grande número de empresas com menos de oito anos de informação, o que não pareceu razoável, pelo que neste trabalho, o efeito da tendência não foi considerado.

2.4.3 As Variáveis Independentes

a) Definição das Variáveis

Procurando replicar o trabalho de Ou e Penman (1989), tentou-se nesta dissertação reproduzir as 68 variáveis daqueles autores. Essas variáveis são constituídas por rácios financeiros, variações anuais de rubricas contabilísticas e variações anuais dos rácios. Na base de dados Osiris existe informação que permite calcular 60 dessas variáveis. No entanto, como se referiu na secção 2.2.1 sobre as eliminações, as três variáveis (49), (50) e (63) tinham mais de 80% de dados em falta pelo que não puderam ser incluídas no trabalho, sobrando assim 57 variáveis. A tabela 2.8 lista as 68 variáveis de Ou e Penman e a sua correspondência e com as variáveis utilizadas no presente trabalho. Assinalam-se com um asterisco (*) as 8 variáveis que não puderam ser calculadas e com dois asteriscos (**) as 3 variáveis eliminadas por falta de dados.

Tabela 2.8 – Variáveis de Ou e Penman e correspondência com este trabalho

N.º	Variável de Ou e Penman	Descrição neste trabalho
1	Current ratio	Rácio de liquidez geral (1)
2	%Δ in 1	Var. % Rácio de Liquidez Geral (2)
3	Quick ratio	Rácio de liquidez reduzida (3)
4	%Δ in 3	Var. % Rácio de liquidez reduzida (4)
5	Days sales in AR	Prazo médio recebimento (5)
6	%Δ in 5	Var. % Prazo médio recebimento (6)
7	Inventory turnover	Rotação de inventários (7)
8	%Δ in 7	Var. % Rotação de inventários (8)
9	Inventory/Total assets	Inventários/Activo Total (9)
10	%Δ in 9	Var. % Inventários/Activo Total (10)
11	%Δ in Inventory	Var. % Inventários (11)
12	%Δ in Sales	Var. % Vendas (12)
13	%Δ in Depreciation	Var. % Depreciações (13)
14	Δ in Dividend per share	Var. Dividendos por acção (14)
15	Depreciation/Plant assets	Depreciações/Activos Fixos Tangíveis (15)
16	%Δ in 15	Var. % [Depreciações/Activos Fixos Tangíveis] (16)
17	Return on opening equity	Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)
18	Δ in 17	Var. Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)
19	%Δ in K exp./Total assets	Var. % Activos Fixos Tangíveis / Activo Total (19)
20	19, one-year lag	Var. % Activos Fixos Tang./Activo Total (n-1) (20)
21	Debt to equity	Passivo Bancário / Capital Próprio (21)
22	%Δ in 21	Var. % [Passivo / Capital Próprio] (22)
23	LT Debt to equity	Fin. obtidos de MLP/Capital Próprio (23)
24	%Δ in 23	Var. % [Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio] (24)
25	Equity to fixed assets	Capital Próprio/Activo não corrente (25)
26	%Δ in 25	Var. % [Capital Próprio/Activo Não Corrente] (26)
27	Times interest earned	Rácio de Cobertura Encargos Financeiros (27)
28	%Δ in 27	Var. % Rácio de Cobertura Encargos Financeiros (28)
29	Sales/Total assets	Vendas/Activo Total (29)
30	%Δ in 29	Var. % [Vendas/Activo Total] (30)
31	Return on total assets	Rendibilidade Operacional do Activo (31)
32	Return on closing equity	Rendibilidade do Capital Próprio (32)
33	Gross margin ratio	Margem Bruta (%) (33)
34	%Δ in 33	Var. % Margem Bruta (%) (34)
35	Op. Profit (before dep.) to sales	EBITDA / Vendas (35)
36	%Δ in 35	Var. % [EBITDA / Vendas] (36)
37	Pretax income to sales	Resultado Antes de Imposto/Vendas (37)
38	%Δ in 37	Var. % Resultado Antes de Imposto/Vendas (38)
39	Net profit margin	Margem Liquida (39)
40	%Δ in 39	Var. % Margem Liquida (40)

41	Sales to total cash	Vendas / Caixa e Equivalentes (41)
42	Sales to AR	Vendas / Clientes (42)
43	Sales to Inventory	Vendas / Inventários (43)
44	%Δ in 43	Var. % [Vendas / Inventários] (44)
45	Sales to Working Capital	Vendas / Fundo de Maneio (45)
46	%Δ in 45	Var. % [Vendas / Fundo de Maneio] (46)
47	Sales to Fixed Assets	Vendas / Activo não corrente (47)
48	%Δ in Production (*)	
49	%Δ in R&D (**)	Δ% Gastos de I & D (49) (**)
50	%Δ in (R&D)/Sales (**)	Δ% [Gastos de I & D / Vendas] (50) (**)
51	%Δ in Advertising expense (*)	
52	%Δ in Advertising/Sales (*)	
53	%Δ in Total assets	Var. % Activo Total (53)
54	Cash flow to Total debt	Cash Flow / Passivo Total (54)
55	Working capital/Total assets	Fundo de Maneio/ Activo Total (55)
56	%Δ in 55	Var. % [Fundo de Maneio / Activo Total] (56)
57	Operating income/total assets	Rendimento Operacional / Activo Total (57)
58	%Δ in 57	Var. % [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)
59	%Δ in Total uses of funds (*)	
60	%Δ in Total sources of funds (*)	
61	Repayment of LT debt as % of total LT debt (*)	
62	Issuance of LT debt as % of LT debt (*)	
63	Purchase of treasury stock as % of stock (**)	Compra de Acções Próprias/Capital Social (63) (**)
64	%Δ in funds (*)	
65	%Δ in LT debt	Var. % Financiamentos Obtidos de MLP (65)
66	Cash div. as % of cash flows	Dividendos / Cash Flow (66)
67	%Δ in Working capital	Var. % do Fundo de Maneio (67)
68	Net income over cash flows	Resultado Líquido / Cash Flow (68)
69		Passivo / Capital Próprio (69)

(*) Variáveis não incluídas neste trabalho por falta de informação

(**) Variáveis eliminadas por terem mais de 80% de dados em falta

O **ANEXO 1** contém as fórmulas de cálculo de cada variável, baseadas nas rubricas financeiras da base de dados Osiris, com a indicação dos respectivos códigos utilizados nesta base de dados. Importa, no entanto, esclarecer uma situação. No caso da variável 21 (*Debt to equity*), o termo *Debt*, na literatura anglo-saxónica, remete por vezes para o Passivo Total, por vezes para o Passivo Bancário. Procurou-se neste trabalho ter em

conta as duas interpretações. Optou-se assim por utilizar, como variável 21, o rácio *Gearing Ratio* presente na base de dados, que remete para o Passivo Bancário e que se chamou aqui Passivo Bancário / Capital Próprio (21). Criou-se depois uma variável 69 – Passivo / Capital Próprio – calculada com o Passivo Total.

Em resumo, de um total de 69 variáveis, 3 foram eliminadas por falta de dados e 8 não puderam ser calculadas por falta de informação na base de dados pelo que foram incluídas na análise um total de 58 variáveis.

b) As Dummies

O estudo de Peixinho (2002) revelou a importância de algumas variáveis artificiais (*dummies*) associadas a determinados rácios. Por um lado, alguns rácios como por exemplo o Resultado Líquido / Cash Flow, podem ser positivos em duas situações muito diferentes: quando as rubricas que o compõem são positivas ou quando as mesmas são negativas. Ambas as situações resultam num rácio positivo, mas advêm de situações financeiras opostas que convém serem claramente distinguidas. Por outro lado, quando se analisa variações de rácios que podem assumir valores positivos e negativos, convém ainda distinguir se a situação à partida é negativa ou positiva.

Assim, foram criadas dummies associadas aos seguintes rácios:

Var. % Rácio de Cobertura Encargos Financeiros (28)

Var. % Margem Bruta (%) (34)

Var. % [EBITDA / Vendas] (36)

Var. % Resultado Antes de Imposto/Vendas (38)

Var. % Margem Líquida (40)

Var. % [Vendas / Fundo de Maneio] (46)

Var. % [Fundo de Maneio / Activo Total] (56)

Var. % [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)

Var. % do Fundo de Maneio (67)

Resultado Líquido / Cash Flow (68)

2.4.4 As Transformações

Como se referiu na revisão de literatura, os rácios financeiros apresentam frequentemente distribuições assimétricas que se afastam significativamente da distribuição normal. A transformação das variáveis, e em particular a transformação logarítmica, tem sido usada para obter variáveis com distribuições mais próximas da normal, estatisticamente mais bem comportadas, e que produzem melhores resultados nos modelos em que são utilizadas. Tendo em conta essas conclusões, aplicaram-se transformações logarítmicas às variáveis e analisou-se caso a caso as diferenças verificadas na assimetria e na curtose. Nas secções seguintes, para qualquer variável x , designa-se por \lg_x a variável transformada. Consoante o intervalo de valores de cada variável, e tendo em conta que os valores negativos (e o zero) não têm logaritmo, definiram-se quatro grupos de variáveis e determinou-se um tipo de transformação para cada grupo.

a) Variáveis positivas

São variáveis com valores no intervalo $[0, +\infty[$ cuja transformação logarítmica não implica cuidados especiais a não ser no caso em possam assumir o valor zero. São 13 as variáveis neste intervalo:

- Rácio de Liquidez Geral (1)
- Rácio de Liquidez Reduzida (3)
- Prazo Médio de Recebimento (5)
- Rotação dos Inventários (7)
- Inventários / Activo Total (9)
- Depreciações / Activos Fixos Tangíveis (15)
- Vendas / Activo Total (29)
- Margem Bruta (%) (33)
- Vendas / Caixa e Equivalentes (41)
- Vendas / Clientes (42)
- Vendas / Inventários (43)
- Vendas / Activo Não Corrente (47)
- Rendimento Operacional / Activo Total (57)

Com estas variáveis calculou-se simplesmente o logaritmo:

$$\lg_x = \log(x)$$

As variáveis 5, 9 e 15 apresentaram observações com valor igual a zero pelo que se somou 0,01 para evitar esta situação tendo-se aplicado neste caso a seguinte transformação:

$$\lg_x = \log(x + 0,01)$$

b) Variáveis no intervalo $[-1, +\infty[$

Neste intervalo, encontram-se essencialmente as variações das variáveis positivas ou de rubricas contabilísticas positivas. Há 15 variáveis nesta situação:

- Var. % Rácio de Liquidez Geral (2)
- Var. % Rácio de Liquidez Reduzida (4)
- Var. % Prazo Médio de Recebimento (6)
- Var. % Rotação dos Inventários (8)
- Var. % [Inventários / Activo Total] (10)
- Var. % Inventários (11)
- Var. % Vendas (12)
- Var. % Depreciações (13)
- Var. % [Depreciações / Activos Fixos Tangíveis] (16)
- Var. % [Vendas / Activo Total] (30)
- Var. % Margem Bruta (%) (34)
- Var. % [Vendas / Inventários] (44)
- Var. % Activo Total (53)
- Var. % [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)
- Var. % Financiamentos Obtidos de MLP (65)

Para garantir que o valor mais baixo fica positivo, somou-se 1,01 antes de calcular o logaritmo, sendo esta a transformação aplicada:

$\lg_x = \log(x + 1,01)$

c) Variáveis no intervalo $]-\infty, +1[$

Cinco variáveis encontram-se neste intervalo:

- Var. % Activos Fixos Tangíveis / Activo Total (19)
- Var. % Activos Fixos Tangíveis / Activo Total (n-1) (20)
- EBITDA / Vendas (35)
- Margem Líquida (39)
- Fundo de Maneio / Activo Total (55)

A transformação aplicada, de forma a transformar todos os valores em positivos mantendo as suas posições relativas, é a seguinte:

$$\lg_x = \log(1 - x)$$

d) Variáveis no intervalo $]-\infty, +\infty[$

Este quarto grupo de variáveis inclui todas as que não se classificaram nos grupos anteriores. Há 25 variáveis neste intervalo:

- Var. Dividendos por Acção (14)
- Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)
- Var. Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)
- Passivo Bancário / Capital Próprio (21)
- Var. % [Passivo / Capital Próprio] (22)
- Financiamentos Obtidos de MLP / Capital Próprio (23)
- Var. % [Financiamentos Obtidos de MLP / Capital Próprio] (24)
- Capital Próprio / Activo Não Corrente (25)
- Var. % [Capital Próprio / Activo Não Corrente] (26)
- Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)
- Var. % Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)
- Rendibilidade Operacional do Activo (31)
- Rendibilidade do Capital Próprio (32)
- Var. % [EBITDA / Vendas] (36)
- Resultado Antes de Imposto / Vendas (37)
- Var. % [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)
- Var. % Margem Líquida (40)
- Vendas / Fundo de Maneio (45)
- Var. % [Vendas / Fundo de Maneio] (46)
- Cash Flow / Passivo Total (54)
- Var. % [Fundo de Maneio / Activo Total] (56)
- Dividendos / Cash Flow (66)
- Var. % Fundo de Maneio (67)
- Resultado Líquido / Cash Flow (68)
- Passivo / Capital Próprio (69)

Dado o amplo intervalo de possibilidades, a transformação a aplicar revelou-se mais complexa.

Tentou-se primeiro a transformação sugerida por Frecka e Hopwood (1983):

“(...) we shifted the entire distribution to the right so as to make each value positive (the largest negative value was set to .01).” Frecka e Hopwood (1983: 122).

Isto implicou somar a cada variável o valor absoluto do seu valor mais baixo, mais 0,01 de forma a transpor toda a distribuição para o intervalo]0, +∞[antes de calcular o logaritmo. No entanto, esta transformação não se revelou eficaz, tendo resultado, na maior parte dos casos, num aumento da assimetria e da curtose como se pode verificar por alguns exemplos listados na tabela 2.9.

Tabela 2.9 – Transformação de Frecka e Hopwood: alguns exemplos

Variáveis / Logaritmos	Assimetria	Curtose
Var. Dividendos por Acção (14)	70,901	6099,587
Log Var. Dividendos por Acção (14)	-88,232	8173,319
Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)	-22,115	1121,610
Log Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)	-89,895	8321,872
Var. Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	-10,115	1390,787
Log Var. Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	-90,978	8459,671
Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	1,014	13,444
Log Passivo / Capital Próprio (21)	-16,870	671,701
Var. % Passivo / Capital Próprio (22)	51,501	3461,733
Log Var. % Passivo / Capital Próprio (22)	-58,267	4466,836
Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio (23)	-4,394	253,115
Log Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio (23)	-57,533	4035,326

Face aos resultados pouco satisfatórios obtidos com esta transformação, optou-se pela transformação sugerida em Peixinho (2002: 81):

$$\begin{aligned} x > 0 &\rightarrow \lg_x = \log(x) \\ x = 0 &\rightarrow \lg_x = 0 \\ x < 0 &\rightarrow \lg_x = -\log(-x) \end{aligned}$$

Esta transformação garante que os valores negativos inferiores a -1 ficam negativos, e que os valores positivos superiores a 1 ficam positivos; garante ainda que em ambos os casos estes valores mantêm as suas posições relativas. Reconhece-se, no entanto, que no intervalo]-1, 1[possa haver alteração da posição relativa dos valores.

Esta transformação deu bons resultados na redução da assimetria e da curtose como se pode verificar pelos exemplos da tabela 2.10 e pela lista completa no **ANEXO 2**.

Tabela 2.10 – Transformação de Peixinho (2002) – alguns exemplos

Varáveis / Logaritmos	Assimetria	Curtose
Var. Dividendos por Acção (14)	70,901	6099,587
Log Var. Dividendos por Acção (14)	,506	2,107
Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)	-22,115	1121,610
Log Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)	1,008	2,373
Var Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	-10,115	1390,787
Log Var. Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	-,056	-,803
Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	1,014	13,444
Log Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	-,889	2,223
Var. % Passivo / Capital Próprio (22)	51,501	3461,733
Log Var. % [Passivo / Capital Próprio] (22)	-,357	,386
Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio (23)	-4,394	253,115
Log Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio (23)	-1,290	2,939

Em conclusão, após as transformações dos pontos anteriores verificou-se uma redução assinalável na assimetria e na curtose em todas as variáveis excepto numa: Margem Bruta (%) (33) – ver **ANEXO 2**. Assim, só esta variável não sofreu as transformações indicadas.

3. RESULTADOS

Este capítulo apresenta os vários modelos estimados para cada sub-amostra e os resultados obtidos com cada modelo considerando as hipóteses definidas no capítulo anterior. A performance dos modelos de análise discriminante mede-se pela percentagem de classificações correctas (Hair *et al.* 1995: 199 e Reis 2001: 240). Para determinar se as diferenças de performance entre os modelos das sub-amostras e o modelo global são significativas, utilizou-se o teste binomial. Este teste compara uma determinada proporção numa amostra (neste caso a percentagem de classificações correctas) com uma percentagem dada pelo utilizador. A hipótese nula do teste é a igualdade. Nas tabelas de classificações correctas, serão assinaladas as diferenças estatisticamente significativas com a indicação dos habituais níveis de significância (1%, 5% e 10%).

3.1 A AMOSTRA GLOBAL

3.1.1 Caracterização do Modelo

Na amostra global (9 países da UE, 8.848 observações) a análise discriminante seleccionou 15 variáveis para a função discriminante conforme se pode ver na tabela 3.1.

Analisando os coeficientes estandardizados sem ter em conta o sinal, conclui-se que as variáveis que mais contribuem para o poder discriminante do modelo são, por esta ordem:

Log Var.% [Vendas / Activo Total] (30)
 Log Var.% [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)
 Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)

Tabela 3.1 – Coeficientes estandardizados, amostra global

	Function 1
Log Prazo Médio de Recebimento (5)	,128
Log Var.% [Inventários / Activo Total] (10)	-,107
Log Var. Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	,138
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,685
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,195
Log Var.% [Vendas / Activo Total] (30)	-1,419
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,233
Log EBITDA / Vendas (35)	,366
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	,126
Log Margem Liquida (39)	-,224
Log Vendas / Activo Não Corrente (47)	-,180
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	,186
Log Var.% [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)	1,345
Log Var.% Fundo de Maneio (67)	,118
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	-,268

No entanto, como já se referiu no capítulo 2, e segundo Hair *et al.* (1995) e Reis (2001), os coeficientes estruturais são considerados mais fiáveis, medem a correlação entre cada variável e a função discriminante, e não são influenciados pelas restantes variáveis. Seguindo este critério, o rácio que mais contribui para este modelo é a **Rendibilidade Operacional do Activo (31)**, como se pode verificar pela primeira linha da matriz de estrutura (tabela 3.2).

Tabela 3.2 – Matriz de estrutura, primeiras linhas, amostra global

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,681
Dummy [Resultado Líquido / Cash Flow] (68) ^a	,585
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,568
Log Margem Líquida (39)	-,507
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

Note-se que a matriz de estrutura apresenta os coeficientes estruturais de todas as variáveis incluídas na análise, por ordem descendente do valor absoluto do coeficiente. Na tabela 3.2 apresentam-se simplesmente as primeiras linhas que evidenciam as variáveis com os maiores coeficientes. O mesmo procedimento é adoptado nas restantes secções deste capítulo.

Note-se ainda que, na matriz de estrutura, surgem variáveis com elevados coeficientes mas que não foram seleccionadas para o modelo. Isto deve-se à sua elevada correlação com variáveis já incluídas no modelo, o que reduz a capacidade discriminante que poderiam acrescentar à função. Por este motivo, o SPSS não as selecciona para o modelo.

3.1.2 Análise da Performance do Modelo

Este modelo classificou correctamente **59,5%** das observações. Para determinar se esta percentagem é aceitável, deve-se compará-la com uma classificação feita ao acaso. Podem-se apurar dois critérios de classificação ao acaso: o critério do acaso máximo C_{MAX} e o critério do acaso proporcional C_{PRO} (Reis 2001: 242). O critério do acaso máximo C_{MAX} corresponde à percentagem de casos do grupo maior.

Na amostra global da UE temos a seguinte proporção entre os dois grupos:

Tabela 3.3 – Frequência da variável dependente na amostra global

		dependente			
		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	0	3633	41,1	41,1	41,1
	1	5215	58,9	58,9	100,0
Total		8848	100,0	100,0	

O grupo 0 (41,1% da amostra) contém as observações cujos resultados por acção diminuem no ano seguinte, e o grupo 1 (58,9% da amostra) contém as observações cujos resultados por acção aumentam no ano seguinte. Portanto: $C_{MAX} = 58,9\%$.

O critério do acaso proporcional C_{PRO} obtém-se pela soma dos quadrados das probabilidades *a priori*:

$$C_{\text{PRO}} = 0,411^2 + 0,589^2 = 51,6\%.$$

A percentagem de **59,5%** obtida por este modelo é superior a estes dois critérios e portanto é considerada aceitável.

Note-se que segundo Hair *et al.* (1995), quando os grupos são de dimensão diferente, deve-se usar preferencialmente o critério do acaso proporcional C_{PRO} pelo que este será o critério utilizado na análise dos restantes resultados.

3.2 PAÍSES

3.2.1 Caracterização dos Modelos

Nas sub-amostras por país, destaca-se a do Reino Unido por apresentar o maior número de observações. Trata-se também de um país com uma cultura contabilística claramente diferente dos restantes. Nesta amostra, é o único país de *common law*, conforme a definição de La Porta, Lopez-de-Silanes, Shleifer e Vishny (1998), ou seja, um país em que a cultura contabilística não sofre a influência da fiscalidade, assenta numa maior protecção ao investidor, no conceito de justo valor e na preocupação em transmitir uma imagem verdadeira e apropriada da situação financeira das empresas.

Tabela 3.4 – Coeficientes Estandarizados, Reino Unido

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Prazo Médio de Recebimento (5)	,172
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,644
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,237
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,289
Log EBITDA / Vendas (35)	,301
Log Vendas / Activo Não Corrente (47)	-,532
Log Var.% Activo Total (53)	,216
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	,314
Log Rendimento Operacional / Activo Total (57)	,399
Log Var.% Financiamentos Obtidos de MLP (65)	-,253
Log Var.% Fundo de Maneio (67)	,216
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	-,442

A tabela 3.4 mostra as 12 variáveis seleccionadas para o modelo do Reino Unido com os respectivos coeficientes estandardizados. A variável que se destaca pelo seu coeficiente estandardizado é a **Rendibilidade Operacional do Activo (31)** o que neste caso, é confirmado pelo coeficiente estrutural que é o mais elevado da matriz de estrutura (ver tabela 3.5).

Tabela 3.5 – Matriz de estrutura, primeiras linhas, Reino Unido

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,616
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,595
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,547
(...)	

Os restantes modelos por país podem-se consultar no **ANEXO 3**. Destes modelos pode-se assinalar o da França e da Alemanha onde a **Rendibilidade Operacional do Activo (31)** também tem a maior contribuição relativa, tanto pelo coeficiente estandardizado como pelo coeficiente estrutural.

3.2.2 Análise da Performance dos Modelos

A tabela 3.6 mostra as percentagens de classificação correctas da amostra global e de cada país, por ordem da dimensão da amostra, com a indicação do critério do acaso proporcional C_{PRO} .

Tabela 3.6 – Tabela de classificações correctas por país com C_{PRO}

Amostra	Nº de Observações	Classificações Correctas (%)	C_{PRO}
Reino Unido	3.720	58,3%	51,0%
França	1.945	60,2%	51,6%
Alemanha	1.394	60,0%	52,4%
Itália	455	61,8%	52,9%
Holanda	378	61,9%	52,4%
Bélgica	363	61,1%	53,4%
Espanha	269	69,1%***	57,2%
Grécia	198	74,2%***	50,1%
Portugal	126	68,4%*	52,0%
Amostra Global – UE-9	8.848	59,5%	51,6%

***, ** e * indicam que as diferenças para 59,5% são significativas ao nível 1%, 5% e 10% respectivamente

Todos os países ultrapassam o critério do acaso proporcional C_{PRO} pelo que estas percentagens se consideram aceitáveis comparativamente a uma classificação ao acaso.

Relembra-se a hipótese formulada para estas sub-amostras:

Hipótese 1:

Ho: A percentagem de classificações correctas nas sub-amostras por país, não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas (59,5%) obtida na amostra global.

Como se referiu no início deste capítulo, utilizou-se o teste binomial para determinar se as diferenças entre os resultados obtidos em cada sub-amostra e os da amostra global são estatisticamente significativas. A hipótese nula é a igualdade das percentagens. Como se pode ver pela tabela 3.6, a hipótese nula é rejeitada em três casos: Espanha, Grécia e Portugal. Nestas três sub-amostras, a capacidade preditiva dos modelos é

significativamente superior à do modelo global. Note-se que são três resultados superiores aos 62% obtidos por Ou e Penman (1989). Nos restantes casos, as diferenças na percentagem de classificações correctas observadas entre os restantes países e a amostra global não são estatisticamente significativas o que não permite tirar conclusões. No entanto, estes resultados sugerem que é possível obter melhores performances em determinadas sub-amostras homogéneas.

Note-se que, em relação ao Reino Unido, poderia-se esperar um resultado melhor. Trata-se do único país de *common law* nesta amostra, conforme a definição de La Porta *et al.* (1998), enquanto os restantes países são países de *civil law*. Isto significa que, ao contrário dos restantes países, o Reino Unido tem uma cultura contabilística baseada mais no conceito de justo valor do que no conceito do custo histórico o que deveria proporcionar demonstrações financeiras mais próximas da verdadeira situação financeira das empresas. Este facto sugere a ideia de que os modelos de previsão teriam melhor performance na amostra do Reino Unido o que, no entanto, não se verifica nesta amostra.

3.3 SECTORES DE ACTIVIDADE

3.3.1 Caracterização dos Modelos

Dos 19 modelos estimados para os sectores de actividade, pode-se destacar dois de entre os que obtiveram os melhores resultados: o sector 51 – Comércio por grosso e o sector 64 – Correios e Telecomunicações.

O modelo para o sector 51 seleccionou 7 variáveis como se pode ver pela tabela 3.7:

Tabela 3.7 – Coeficientes estandardizados, sector 51

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	,383
Log Var.% [Inventários / Activo Total] (10)	-,492
Log Var. Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	,370
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,780
Log Var.% Financiamentos Obtidos de MLP (65)	-,447
Dummy Var.% Margem Liquida (40)	,463
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	,735

A variável com o maior coeficiente estandardizado é o **Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)** que se destaca assim na função discriminante. No entanto, como já se referiu, a matriz de estrutura (tabela 3.8) dá uma melhor indicação da contribuição de cada variável para o poder preditivo do modelo.

Tabela 3.8 – Matriz de estrutura, primeiras linhas, sector 51

Structure Matrix	
	Function 1
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	,419
Log Var.% Rácio de Liquidez Reduzida (4) ^a	,360
Log Cash Flow / Passivo Total (54) ^a	-,353
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

Neste caso, a variável que mais contribui para o poder discriminante do modelo é a **Dummy [Resultado Líquido / Cash Flow] (68)**, variável artificial associada ao rácio Resultado Líquido / Cash Flow (68), como se pode ver pela primeira linha da matriz de estrutura. Esta variável dummy foi ainda seleccionada nos modelos de outros 3 sectores de actividade (sectores 26, 29 e 36) sendo sempre a variável com o maior coeficiente estrutural ou seja a variável com maior impacto na função discriminante.

Estes resultados realçam a importância deste tipo de variáveis nestes modelos. A inclusão desta variável permite distinguir entre uma situação em que a empresa tem Resultado Líquido e Cash Flow negativos e uma situação em que ambas as rubricas são positivas. Ambas as situações dão um rácio Resultado Líquido / Cash Flow positivo mas resultam de situações totalmente opostas em termos da performance e situação financeira da empresa.

O modelo do sector 64 – Correios e Telecomunicações seleccionou 5 variáveis conforme se mostra na tabela 3.9.

Tabela 3.9 – Coeficientes estandardizados, sector 64

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Prazo Médio de Recebimento (6)	-,554
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,669
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,377
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,089
Log Var.% Activo Total (53)	,449

Destaca-se aqui, tal como em várias sub-amostras por país, o rácio **Rendibilidade Operacional do Activo (31)** como a variável que mais contribui para o poder discriminante do modelo. A importância desta variável é confirmada pelo coeficiente estrutural (tabela 3.10).

Tabela 3.10 – Matriz de estrutura, primeiras linhas, sector 64

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,638
Log Margem Liquida (39)a	-,542
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)a	,507
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

Os restantes modelos constam do **ANEXO 4**. Ao todo a **Rendibilidade Operacional do Activo (31)** entra em 5 modelos sendo a variável que mais contribui para a capacidade discriminante em 4 deles. A **Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)** entra em 4 modelos sendo sempre a variável que mais contribui para a função discriminante. Finalmente, o **Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)** surge com alguma importância pois é seleccionada também em 4 modelos.

3.3.2 Análise da Performance dos Modelos

A tabela 3.11 contém as percentagens de classificação correctas dos 19 sectores de actividade.

Tabela 3.11 – Tabela de classificações correctas por sector de actividade

Código NACE e Descrição	Nº de Observações	Classificações correctas (%)	C_{PRO}
<u>Indústrias Transformadoras</u>			
15 - Alimentação e bebidas	570	56,8%	51,8%
22 - Edição, impressão e reprodução	253	69,5%***	51,7%
24 - Produtos químicos	571	65,0%**	52,2%
26 - Outros produtos minerais não metálicos	274	66,3%**	52,7%
29 - Fabricação de máquinas e equipamentos, n.e.	497	62,1%	51,2%
32 - Equipamentos de rádio, televisão, comunicações	404	69,1%***	52,2%
33 - Instrumentos médicos, de precisão, ópticos	288	52,0%**	53,3%
34 - Automóveis, reboques e semi-reboques	200	71,1%***	50,3%
36 - Mobiliários e outras indústrias transformadoras	245	54,4%	51,0%
<u>Electricidade, gás e água</u>			
40 - Electricidade, gás, vapor e água quente	180	61,1%	53,9%
<u>Construção</u>			
45 - Construção	335	63,2%	56,6%
<u>Comércio</u>			
51 - Comércio por grosso (excepto automóveis)	349	72,7%***	52,4%
52 - Comércio a retalho (excepto automóveis)	485	61,6%	51,1%
<u>Alojamento</u>			
55 - Alojamento e restauração	206	68,3%**	50,6%
<u>Transportes e comunicações</u>			
63 - Actividades anexas dos transportes; viagens	195	65,0%	50,8%
64 - Correios e telecomunicações	220	70,5%***	50,7%
<u>Actividades imobiliárias, alugueres e serviços</u>			
72 - Actividades informáticas e conexas	438	62,6%	52,2%
74 - Outros serviços	355	66,5%**	51,4%
<u>Outros serviços colectivos, sociais e pessoais</u>			
92 - Actividades recreativas, culturais e desportivas	203	69,7%**	50,8%

***, ** e * indicam que as diferenças para 59,5% são significativas ao nível 1%, 5% e 10% respectivamente

Em relação ao critério da classificação ao acaso, verifica-se que só um sector não cumpre o critério do acaso proporcional. Trata-se do sector 33 (Instrumentos médicos, de precisão, ópticos) que, com uma percentagem de classificações correctas de 52%, não ultrapassa os 53,3% do critério C_{PRO}.

Nos restantes sectores de actividade, as percentagens de classificações correctas ultrapassam este critério pelo que os resultados se consideram aceitáveis.

Para estas sub-amostras tinha-se colocado a seguinte hipótese:

Hipótese 2

Ho: A percentagem de classificações correctas nas sub-amostras por sector de actividade, não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas (59,5%) obtida na amostra global.

Os resultados apresentados na tabela 3.11 mostram que a hipótese nula é rejeitada em 11 dos 19 sectores e que desses 11, 10 apresentam diferenças positivas. Estes resultados permitem afirmar que em 10 sectores de actividade, os modelos têm uma performance significativamente melhor do que na amostra global. Estes sectores de actividade são os seguintes:

Indústrias Transformadoras:

- 22 - Edição, impressão e reprodução (69,5%)
- 24 - Produtos químicos (65,0%)
- 26 - Outros produtos minerais não metálicos (66,3%)
- 32 - Equipamentos de rádio, televisão, comunicações (69,1%)
- 34 - Automóveis, reboques e semi-reboques (71,1%)

Outros Sectores:

- 51 - Comércio por grosso (excepto automóveis) (72,7%)
- 55 - Alojamento e restauração (68,3%)
- 74 - Outros serviços (66,5%)
- 64 - Correios e telecomunicações (70,5%)
- 92 - Actividades recreativas, culturais e desportivas (69,7%)

3.4 DIMENSÃO

3.4.1 Caracterização dos Modelos

O **ANEXO 5** contém os coeficientes estandardizados e as primeiras linhas das matrizes de estrutura dos quatro modelos referentes aos quatro quartis. Estes modelos revelam a importância de algumas variáveis e sugerem os seguintes comentários:

A **Rendibilidade do Activo (31)** é seleccionada para os quatro modelos sugerindo a importância desta variável para a capacidade preditiva dos modelos discriminantes. Em três modelos (quartis 1, 2 e 4) a **Rendibilidade do Activo (31)** tem o maior coeficiente estandardizado e dois deles (quartis 1 e 4) confirmam esta variável como a que mais contribui para a capacidade discriminante dos modelos pela matriz de estrutura.

O **Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)** é seleccionado em três modelos (quartis 2, 3 e 4) sendo a variável com o maior coeficiente estandardizado no modelo do quartil 3.

A **dummy Resultado Líquido / Cash Flow (68)**, já referida nas sub-amostras sectoriais, é seleccionada em dois modelos (quartis 2 e 3) sendo a variável que mais contribui para a capacidade destes modelos segundo a matriz de estrutura.

3.4.2 Análise da Performance dos Modelos

A tabela 3.12 mostra as percentagens de classificações correctas nas 4 sub-amostras criadas por dimensão das empresas.

Tabela 3.12 – Tabela de classificações correctas por dimensão

Quartil	Total do Activo 2003 ⁽¹⁾	N.º de Observações	Classificações correctas (%)	C_PRO
1	≤ 64.288	1.246	59,6%	51,4%
2	de 64.289 a 218.060	1.601	61,9%*	51,9%
3	de 218.061 a 942.077	1.625	60,7%	52,4%
4	≥ 942.078	1.766	59,6%	53,8%

(1) Valores em milhares de euros

* indica que a diferença para 59,5% é significativa ao nível 10%

As quatro sub-amostras cumprem o critério do acaso proporcional C_PRO pelo que os resultados são aceitáveis comparativamente a uma classificação ao acaso.

A hipótese colocada para estas sub-amostras foi a seguinte:

Hipótese 3:

Ho: A percentagem de classificações correctas nas sub-amostras por dimensão, não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas (59,5%) obtida na amostra global.

O teste binomial mostra que a diferença entre os resultados das sub-amostras e o resultado da amostra global (59,5%) é significativa no 2º quartil (para um nível de significância de 10%). O modelo específico para esta sub-amostra consegue assim uma

melhor capacidade preditiva do que o modelo global. No entanto, as diferenças nos restantes quartis não são significativas e não permitem tirar elações.

Note-se que a mesma percentagem obtida nas pequenas e nas grandes empresas é um resultado interessante. De facto, é razoável assumir que o resultado nas grandes empresas seria melhor. Estas empresas têm um maior rigor e qualidade contabilística, o que deveria resultar em modelos estatísticos com melhores performances. Esta ideia não se comprova nesta amostra. Uma possível explicação pode residir no facto de a base de dados Osiris só ter empresas cotadas em bolsa, pelo que o nível de exigência em termos contabilísticos é semelhante quer sejam empresas grandes ou pequenas.

3.5 PRÁTICA CONTABILÍSTICA

3.5.1 Caracterização dos Modelos

Como se referiu no capítulo anterior, para testar o efeito da prática contabilística foram criadas quatro sub-amostras por ano para 2002, 2003, 2004 e 2005. Os quatro modelos estimados para estas sub-amostras podem-se consultar no **ANEXO 6** onde se mostra, para cada modelo, a tabela dos coeficientes standardizados e a matriz de estrutura com os coeficientes estruturais.

A variável que se destaca nestes modelos é novamente a **Rendibilidade Operacional do Activo (31)**. Esta variável é seleccionada para os três modelos de 2002, 2003 e 2004

sendo sistematicamente a variável que mais contribui para o poder discriminante da função, medido tanto pelo coeficiente estandardizado, como pelo coeficiente estrutural.

A segunda variável que se pode destacar nestes modelos é o **Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)**: é seleccionada nos três modelos de 2002, 2003 e 2004, e tem sempre o segundo maior coeficiente estandardizado.

3.5.2 Análise da Performance dos Modelos

Como se pode ver pela tabela 3.13, as percentagens de classificações correctas superam o critério do acaso proporcional pelo que os resultados obtidos por estes modelos são satisfatórios.

Tabela 3.13 – Tabela de classificações correctas por ano

Ano	Nº de Observações	Classificações Correctas (%)	C_PRO
2002	1.163	57,6%	51,1%
2003	1.255	60,3%	58,2%
2004	1.179	65,4%***	55,0%
2005	1.176	64,1%***	54,1%

*** indica que a diferença para 59,5% é significativa ao nível 1%

A hipótese formulada para estas sub-amostras foi a seguinte.

Hipótese 4:

Ho: A percentagem de classificações correctas nas sub-amostras por prática contabilística, não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas (59,5%) obtida na amostra global.

A hipótese nula é rejeitada nos anos 2004 e 2005 que revelam assim resultados significativamente superiores aos 59,5% da amostra global. Nos anos 2002 e 2003 as diferenças não são significativas.

Analisando os quatro anos, nota-se uma melhoria assinalável na capacidade preditiva dos modelos em 2004 e 2005 comparativamente com 2002 e 2003. Esta melhoria pode ter origem no facto de algumas empresas já aplicarem as IFRS em 2004 embora só fosse obrigatório a partir de 2005. Estes resultados sugerem que a aplicação das IFRS permite melhorar a capacidade preditiva dos modelos estatísticos facto que já foi verificado noutros trabalhos como, por exemplo, Cabrita (2008) em relação a modelos de regressão linear.

Estes resultados, no entanto, devem ser interpretados com alguma cautela uma vez que a base de dados Osiris não explicita a informação da prática contabilística em cada observação pelo que não se pode fazer essa distinção com rigor.

3.6 RISCO DE FALÊNCIA

3.6.1 Caracterização dos Modelos

Nos modelos por risco de falência, destaca-se novamente em primeiro lugar a **Rendibilidade Operacional do Activo (31)** pelo facto de entrar em dois dos três modelos e ser a variável que mais contribui para a capacidade preditiva nos dois casos,

tanto pelo maior coeficiente estandardizado como pelo primeiro lugar na matriz de estrutura (ver **ANEXO 7**).

Em segundo lugar surge o **Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)** que é seleccionado para os três modelos surgindo sempre com o segundo maior coeficiente estandardizado.

Em terceiro lugar assinala-se a *dummy* **Resultado Liquido / Cash Flow (68)**, já referida nas amostras por sector de actividade e por dimensão. Esta variável tem o maior coeficiente estandardizado e surge em segundo lugar na matriz de estrutura do 3º modelo ($Z > 2,90$).

3.6.2 Análise da Performance dos Modelos

Para analisar a relevância do risco de falência das empresas, na capacidade preditiva dos modelos discriminantes, as observações foram separadas em três amostras conforme o Z-Score de Altman (1968):

$Z < 1,23$ → Empresas em risco de falência – risco de falência elevado

$1,23 \leq Z \leq 2,90$ → Zona cinzenta

$Z > 2,90$ → Empresas sem risco de falência – risco de falência baixo

Os resultados da classificação obtidos com estes modelos são superiores ao critério do acaso proporcional o que evidencia a utilidade dos modelos (tabela 3.14).

Tabela 3.14 – Percentagem de classificações correctas por Z-Score

Z-Score	N.º de Observações	Classificações Correctas (%)	C _{PRO}
$Z < 1,23$	1.839	60,2%	54,9%
$1,23 \leq Z \leq 2,90$	5.266	60,2%	51,2%
$Z > 2,90$	1.087	63,8%**	50,4%

** indica que a diferença para 59,5% é significativa ao nível 5%

A hipótese colocada para estas sub-amostras foi a seguinte.

Hipótese 5:

Ho: A percentagem de classificações correctas nas sub-amostras por risco de falência não é significativamente diferente da percentagem de classificações correctas (59,5%) obtida na amostra global.

A hipótese nula é rejeitada na amostra das empresas com baixo risco de falência ($Z > 2,90$). Nas restantes sub-amostras, a performance dos modelos não é significativamente diferente da performance do modelo global. Mostra-se assim que pelo menos numa sub-amostra é possível construir um modelo com maior capacidade preditiva do que um modelo global.

É interessante notar que o resultado obtido na sub-amostra de empresas com baixo risco de falência, é superior ao resultado das restantes sub-amostras. Fez-se um teste binomial entre estas percentagens que mostrou que as diferenças são estatisticamente significativas para um nível de significância de 5% ($p\text{-value} = 0,034$). Isto permite afirmar que a percentagem de classificações correctas de 63,8% obtida na sub-amostra

das empresas com boa situação financeira (baixo risco de falência), é significativamente superior à percentagem obtida nas sub-amostras de empresas em situação indefinida ou com elevado risco de falência. Por outras palavras, a capacidade dos rácios financeiros preverem a subida ou descida dos lucros no ano seguinte, é maior com empresas financeiramente saudáveis e menor com empresas em pior situação financeira.

3.7 ANÁLISE DOS GRUPOS SEPARADOS

Alem da percentagem global de classificação correcta, pode-se analisar os resultados da classificação nos dois grupos separados de forma a determinar se os modelos têm maior poder discriminante no grupo em que os Resultados por Acção sobem (grupo 1) ou no grupo em que estes baixam (grupo 0). A tabela 3.15 mostra os resultados da classificação por país, separados consoante os dois grupos.

Tabela 3.15 – Resultados por país separados pelos 2 grupos

Amostra	Grupo 0	Grupo 1
Amostra Global – UE-9	67,1%	54,2% ***
Reino Unido	68,7%	50,2% ***
França	65,5%	56,5% ***
Alemanha	67,1%	55,4% ***
Itália	63,2%	60,8%
Holanda	59,8%	63,3%
Bélgica	56,1%	63,9% **
Espanha	70,0%	68,8%
Grécia	73,1%	75,5%
Portugal	71,4%	66,7%

*** e ** indicam diferenças significativas ao nível 1% e 5% respectivamente

Em metade dos casos as diferenças não são significativas. Nos casos em que as diferenças são significativas, a maior parte classifica melhor no grupo 0. Os resultados das restantes sub-amostras podem-se consultar no **ANEXO 8** e mostram a mesma tendência. As diferenças em geral não são significativas o que implica que os modelos têm sensivelmente a mesma capacidade preditiva tanto no grupo 0 em que os resultados por acção diminuem como no grupo 1 em que os resultados por acção aumentam. Quando as diferenças são significativas, nota-se uma tendência a classificar melhor, ou seja, um maior poder discriminante, no grupo em que os resultados por acção diminuem.

3.8 VALIDAÇÃO DOS RESULTADOS

3.8.1 Partição da Amostra

Quando se utiliza a mesma amostra para estimar a função discriminante e para classificar as observações, os resultados da classificação são afectados por um enviesamento que tende a aumentar as respectivas percentagens (Hair *et al.* 1995: 209). Para validar os resultados, estes autores aconselham a dividir a amostra aleatoriamente em duas: uma amostra de estimação (*analysis sample*) utilizada para determinar os coeficientes da função discriminante, e uma amostra de validação (*holdout sample*) utilizada para elaborar a matriz de classificação das observações. Os autores não dão regras rigorosas quanto à melhor forma de dividir a amostra, referindo que alguns investigadores preferem uma divisão 50/50, outros 60/40 ou ainda 75/25.

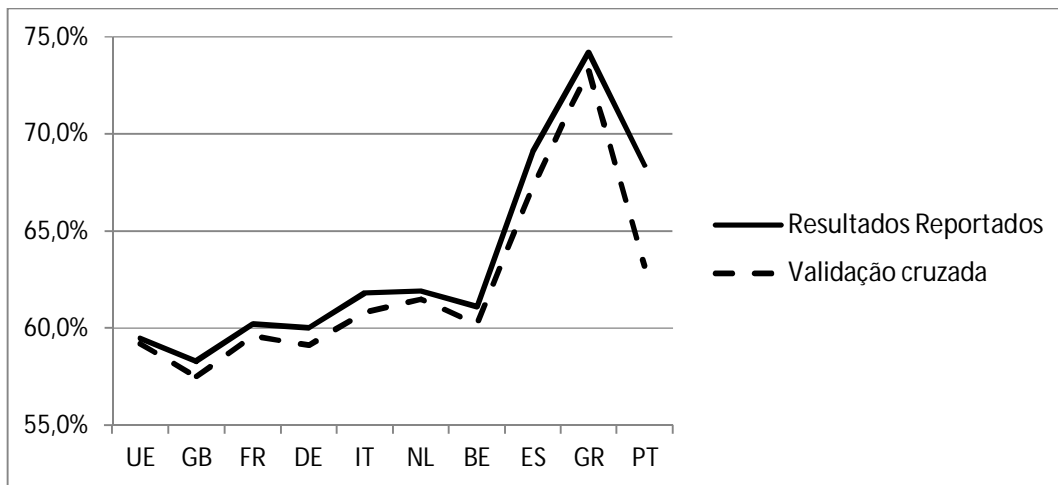
Seguindo o exemplo destes autores, fizeram-se testes dividindo aleatoriamente as amostras em 60% para a amostra de estimação e 40% para amostra de validação. Fizeram-se vários testes com este método. No entanto, os resultados não são consistentes: a repetição do procedimento de partição da amostra resulta sistematicamente em percentagens de classificação diferentes na amostra de validação, por vezes até superiores às percentagens obtidas na amostra de estimação. Assim, não foi possível com este método validar com consistência os resultados obtidos.

3.8.2 Validação Cruzada

Outro método disponível no SPSS para validar os resultados é o da validação cruzada (também referida como *U-Method*). Neste caso, a função discriminante é estimada sucessivas vezes, deixando de cada vez uma observação de fora. Esta observação é classificada com base na função discriminante que foi estimada pelas restantes $n-1$ observações, sendo n a dimensão da amostra. O procedimento é repetido n vezes.

As percentagens de classificação correcta assim obtidas são inferiores aos resultados reportados nas secções anteriores, como seria de esperar face ao enviesamento referido. No entanto, as diferenças em geral são pequenas, como se pode ver pelo **Figura 3.1** no caso dos países.

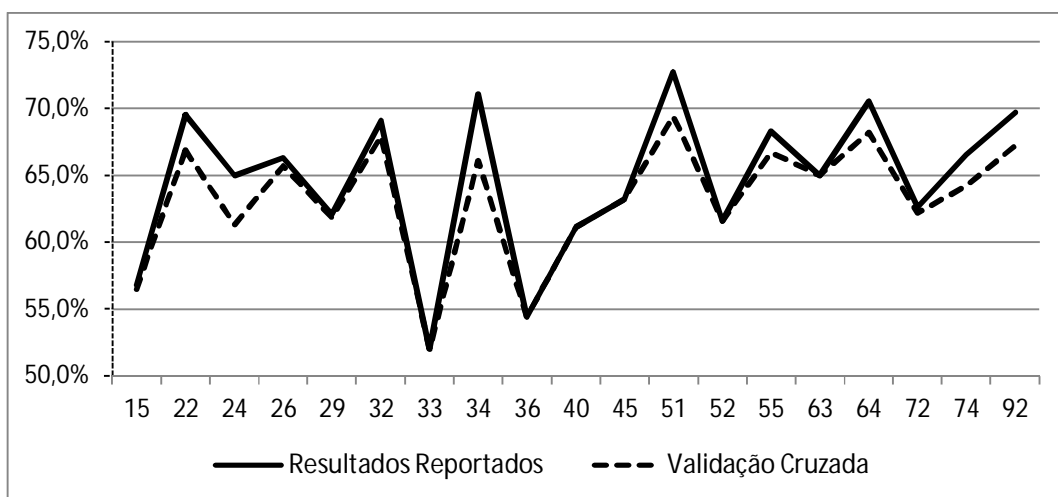
Figura 3.1 – Resultados reportados e validação cruzada – países



Com a excepção de Portugal, as diferenças raramente ultrapassam um ponto percentual.

Em particular nas amostras por sector de actividade, a validação cruzada confirma rigorosamente a percentagem reportada em 6 casos (sectores 33, 36, 40, 45, 52 e 63) como se pode ver pelo **Figura 3.2**

Figura 3.2 – Resultados reportados e validação cruzada – sectores de actividade



Idênticas conclusões se podem retirar nas restantes sub-amostras por dimensão, ano e Z-Score (ver Figuras 3.3, 3.4 e 3.5).

Figura 3.3 – Resultados reportados e validação cruzada – dimensão

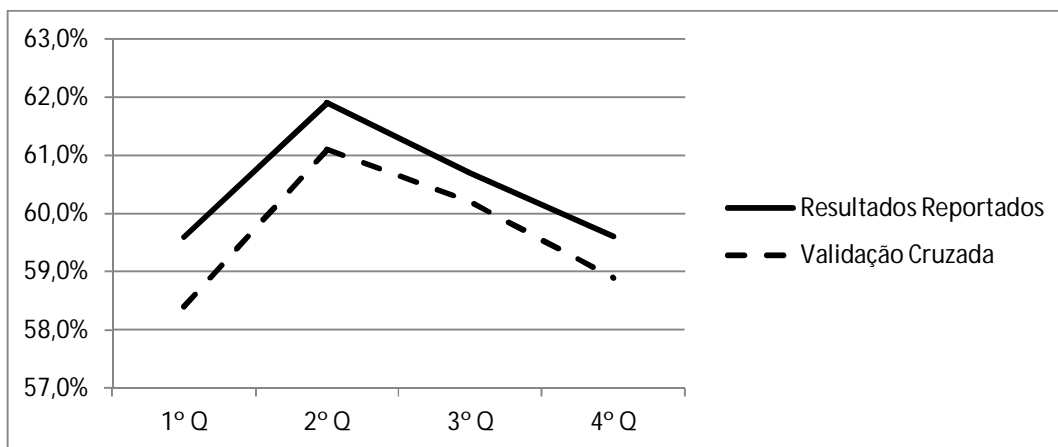


Figura 3.4 – Resultados reportados e validação cruzada – ano

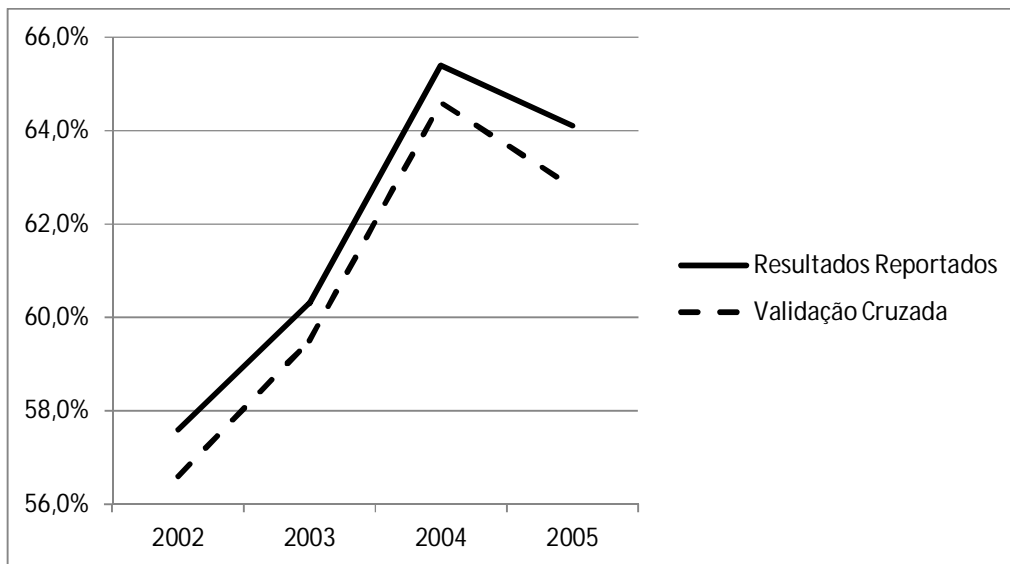
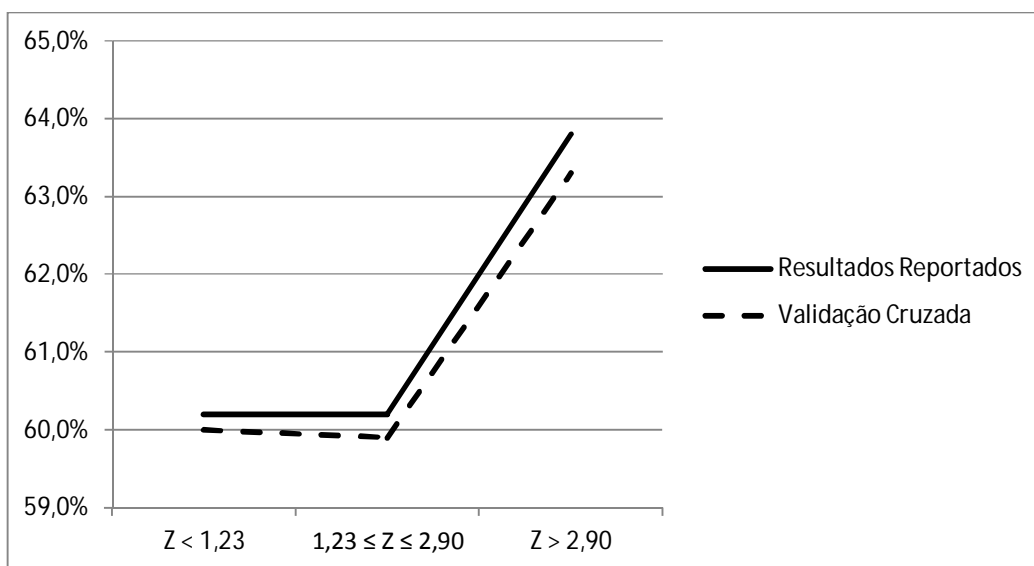


Figura 3.5 – Resultados reportados e validação cruzada – Z-Score



Estes testes são importantes pois, ao classificarem observações que não foram usadas na estimação dos modelos validam os resultados obtidos e dão consistência às conclusões e elações retiradas.

3.9 VALIDAÇÃO ESTATÍSTICA DOS MODELOS

3.9.1 Testes à Significância dos Modelos

Os testes à significância dos modelos são feitos através do Lambda de Wilks que testa a diferença de médias entre os dois grupos. Diferente do teste univariado à diferença de médias, o teste à significância dos modelos é um teste multivariado que testa a diferença entre as médias, com todas as variáveis do modelo em conjunto.

A hipótese nula deste teste é a igualdade de médias entre os dois grupos. Se esta hipótese não for rejeitada, para um nível de significância de 5% por exemplo, o investigador terá de concluir que a diferença de médias não é estatisticamente significativa, que as variáveis seleccionadas para a função discriminante têm pouco poder de discriminação entre os grupos, e que a função discriminante não é estatisticamente significativa.

No caso deste trabalho, a hipótese nula foi sempre rejeitada para elevados níveis de significância. Em particular, dos 40 modelos testados, só 6 deram p-values diferentes de 0,000 e ainda assim com valores entre 0,001 e 0,005, ou seja, níveis de significância inferiores a 1%, como se pode ver no **ANEXO 9**.

Conclui-se que as funções discriminantes estimadas neste trabalho são altamente significantes.

3.9.2 Pressupostos da Análise Discriminante

A análise discriminante tem dois pressupostos: a normalidade multivariada e a igualdade de matrizes de variância/covariância.

Em relação à normalidade multivariada, não há grande consenso entre os autores quanto à forma de a testar. Muitos autores como Hair *et al.* (1995) ou Reis (2001) nem sequer referem formas de testar este pressuposto. Sharma (1996: 380) indica que se trata de avaliar medidas multivariadas da assimetria e da curtose mas também refere que a maior parte dos programas não calculam estas estatísticas e que as suas distribuições não são

conhecidas, o que limita a sua utilização para avaliar a normalidade multivariada. Este autor propõe um teste gráfico baseado no cálculo da distância de Mahalanobis mas a sua complexidade coloca-o fora do âmbito deste trabalho.

Em relação à igualdade de matrizes de variância/covariância utiliza-se o teste M de Box. A hipótese nula deste teste é a igualdade de matrizes de variância/covariância entre os dois grupos. Em 6 sub-amostras (de um total de 40) a hipótese nula não foi rejeitada. Veja-se por exemplo o resultado da sub-amostra de Portugal na tabela 3.16 em que o teste tem associado um nível de significância de 0,440.

Tabela 3.16 – Teste M de Box para a amostra de Portugal

Test Results		
Box's M		2,790
F	Approx.	,900
	df1	3
	df2	104910,853
	Sig.	,440

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Nos restantes casos, o nível de significância foi de 0,000, ou seja a hipótese nula foi rejeitada e o pressuposto não se verifica. Veja-se o exemplo da amostra global na tabela 3.17.

Tabela 3.17 – Teste M de Box para a amostra global

Test Results		
Box's M		1659,500
F	Approx.	13,787
	df1	120
	df2	6,997E7
	Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

No entanto, a eventual violação dos pressupostos não invalida os resultados obtidos, nomeadamente os resultados das classificações. A construção de uma matriz de classificações é *“um processo que permite avaliar da eficácia classificativa da análise discriminante e que não depende da forma das distribuições dos grupos em estudo”* (Reis 2001: 240). Também segundo Sharma (1996: 264) a percentagem global de classificações incorrectas não é afectada pela violação do pressuposto da normalidade multivariada. Este autor refere ainda que a Análise Discriminante é uma técnica bastante robusta a violações dos pressupostos (Sharma 1996: 264)⁴. Acresce que, como já se referiu, a validação cruzada traz credibilidade e consistência aos resultados reportados.

⁴“(…) it has been shown that discriminant analysis is quite robust to the violations of these assumptions”
Sharma (1996: 264)

4. CONCLUSÃO

4.1 CONCLUSÕES DO ESTUDO EMPÍRICO

Os resultados do estudo empírico realizado sobre a amostra de 9 países da União Europeia, sugerem as seguintes conclusões:

1. Em termos globais, dos 40 modelos testados, 39 apresentam uma capacidade preditiva superior a uma classificação ao acaso. Isto demonstra a utilidade e a relevância destes modelos e confirma que as demonstrações financeiras das empresas contêm informação que permite prever a direcção dos resultados no ano subsequente. Esta conclusão é consistente com o trabalho de Ou e Penman (1989) e com os que se lhe seguiram.
2. Em relação ao objectivo principal do trabalho (testar os modelos em sub-amostras homogéneas), os resultados são relevantes. O modelo global classificou correctamente 59,5% das observações. Comparando com este resultado, é interessante verificar que a capacidade preditiva dos modelos melhora significativamente quando estes são estimados especificamente para empresas com características similares. De facto, os modelos estimados para amostras homogéneas permitem distinguir com maior fiabilidade as empresas associadas a variações positivas dos lucros das empresas associadas a variações negativas dos lucros no ano subsequente.

3. Os modelos estimados com base na origem geográfica das empresas revelam uma melhoria significativa na capacidade preditiva para os casos de Portugal, Espanha e Grécia. Os resultados rejeitam a ideia de que o modelo estimado com base nas empresas do Reino Unido, as quais se inserem numa cultura contabilística baseada no justo valor, teria melhor performance na previsão da direcção de lucros futuros.
4. Os modelos sectoriais revelam que em 10 sectores de actividade os resultados são significativamente superiores aos da amostra global. Os três sectores que apresentam as melhores percentagens de classificação correctas (superiores a 70%) são os seguintes:
 - a. Comércio por grosso (excepto automóveis) (72,7%)
 - b. Automóveis, reboques e semi-reboques (71,1%)
 - c. Correios e telecomunicações (70,5%)
5. Os resultados sugerem que a dimensão das empresas não representa um factor determinante na previsão dos lucros futuros com base em informação contabilística. De facto, as diferenças na capacidade preditiva dos modelos entre as empresas de maior dimensão e menor dimensão não são estatisticamente significativas aos níveis convencionais.
6. Em relação ao impacto da aplicação das IFRS, a performance dos modelos estimados para os anos de 2004 e 2005 é superior à performance dos modelos

estimados para os anos de 2002 e 2003. Considerando que várias empresas começaram a aplicar as IFRS em 2004 (embora só fosse obrigatório a partir de 2005), estes resultados sugerem que a aplicação das IFRS tem um impacto positivo na capacidade preditiva dos modelos.

7. Este trabalho também revela que o risco de falência é um factor determinante na melhoria da capacidade preditiva dos modelos. A percentagem de classificações correctas para a sub-amostra de empresas com baixo risco de falência é significativamente superior à percentagem de classificações correctas para a sub-amostra de empresas com elevado risco de falência. Nomeadamente, o modelo estimado especificamente para as empresas com baixo risco de falência classificou correctamente 63,8% das observações contra 60,2% nas restantes duas sub-amostras.

8. Na previsão da direcção dos resultados no ano subsequente, três variáveis revelaram-se mais importantes neste estudo:
 - a. Em primeiro lugar surge a **Rendibilidade Operacional do Activo (ROA)** pois é a variável que entra no maior número de modelos (18 modelos de um total de 40) e é, salvo raras excepções, sempre a variável que mais contribui para a capacidade discriminante desses modelos. Esta contribuição é medida tanto pelos coeficientes estandardizados como pelos coeficientes estruturais.

- b. Em segundo lugar surge o **Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros**. Apresentando frequentemente o segundo maior coeficiente estandardizado, esta variável é seleccionada em 17 dos 40 modelos.
- c. Em terceiro lugar revela-se relevante na previsão da direcção dos resultados futuros a **Dummy [Resultado Líquido / Cash Flow]** pois é seleccionada para 8 modelos sendo frequentemente a variável que mais contribui para a capacidade discriminante do modelo. A inclusão desta variável artificial associada ao rácio Resultado Líquido / Cash Flow, denota a importância de se distinguir entre as situações em que as duas rubricas do rácio são positivas das situações em que ambas são negativas.

4.2 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Os resultados reportados neste trabalho devem ser interpretados com alguma cautela tendo em conta algumas limitações que a seguir se enumeram.

1. Em primeiro lugar é de referir que a variável independente EPS (*Earnings per share*) não pôde ser calculada correctamente por falta da informação sobre o número de acções das empresas. Optou-se por uma aproximação dividindo o Resultado pelo Capital Social (ver a secção 2.4.2).
2. Em segundo lugar, o conceito de Resultado utilizado no cálculo da variável independente não pôde ser o mesmo utilizado Ou e Penman (1989). Estes autores

utilizaram os Resultados antes de itens extraordinários. Não dispondo dessa informação nem do valor de itens extraordinários que a permitisse calcular, optou-se neste trabalho pelo Resultado Líquido o que afecta obviamente a comparabilidade dos resultados aqui obtidos com os de Ou e Penman (1989).

3. Finalmente, em relação às sub-amostras por prática contabilística, não tendo a base de dados esta informação em cada observação, optou-se pela criação de sub-amostras por ano, partindo do princípio que as empresas cotadas foram obrigadas a apresentar as contas em IFRS a partir de 2005. No entanto esta forma de obter a informação não é rigorosa: certas empresas já apresentavam contas em IFRS antes e nem todas começaram a fazê-lo nesse ano.

4.3 PERSPECTIVAS DE INVESTIGAÇÃO FUTURA

Como se referiu no ponto anterior, este estudo não permitiu tirar conclusões sobre a influência das IFRS nos modelos discriminantes. A crescente harmonização contabilística a nível internacional tem tido como consequência a aplicação de normas internacionais a um número cada vez maior de empresas. Neste contexto, seria interessante determinar o impacto da aplicação das IFRS nos modelos de previsão da direcção dos lucros, uma vez que outros trabalhos revelam um impacto positivo noutro tipo de modelos.

Por outro lado o *momentum* das empresas (performance recente das cotações no mercado bolsista) é outro critério que pode ter influência na performance das empresas.

Para este trabalho, não foi possível informação sobre as cotações das empresas que permitisse analisar os modelos à luz deste critério. Assim, outra via de investigação futura é a analisar em que medida os modelos de previsão da direcção dos lucros se comportam de forma diferente consoante a tendência recente das cotações seja de subida ou descida.

Seria também interessante incluir nestes modelos variáveis não financeiras e especialmente variáveis macroeconómicas. Neste trabalho fez-se uma análise sem ter em conta a envolvente macroeconómica das empresas. No entanto, os mercados, a situação económica do país, o ciclo económico (crescimento/recessão) são variáveis que têm influência nos resultados das empresas. Seria importante incluir este tipo de variáveis nos modelos e determinar a sua capacidade preditiva quanto à direcção dos lucros.

Finalmente, Cinca *et al.* (2005) notam que os trabalhos que estudam os efeitos da dimensão tendem a ignorar a origem geográfica, e os que estudam as diferenças entre países, tendem a ignorar as diferentes proporções entre pequenas e grandes empresas que existem em cada país. Conclui-se que estas duas vertentes não devem ser analisadas em separado e que outra via de investigação futura é a análise dos modelos por dimensão, país por país.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abarbanell e Bushee (1997) Fundamental Analysis, Future Earnings, and Stock Prices, *Journal of Accounting Research*, 35, 1, 1-24.

Abarbanell e Bushee (1998) Abnormal Returns to a Fundamental Analysis Strategy, *The Accounting Review*, 73, 1, 19-45.

Altman, E. I. (1968) Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *The Journal of Finance*, 23, 4, 589-610.

Altman, E. I. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, 2ª Ed. New York, John Wiley & Sons.

Ball, R e P. Brown, (1968) An Empirical Evaluation of Accounting Income Numbers, *Journal of Accounting Research*, 6, 159-177.

Ball, R. e R. Watts (1972) Some Time Series Properties of Accounting Income, *The Journal of Finance*, 27, 3, 663-681.

Barnes, P. (1982) Methodological implications of non-normally distributed financial ratios, *Journal of Business Finance and Accounting*, 9, 1, 51-62.

Beaver (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure, *Empirical Research in Accounting, Selected Studies*, Suplemento do *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111

Bird, R., R. Gerlach e A. D. Hall (2001) The prediction of earnings movements using accounting data: an update and extension of Ou and Penman, *Journal of Asset Management*, 2, 2, 180-195.

Bliss, J. (1923) *Financial and Operational Ratios in Management*, The Ronald Press Company.

Bougen, P. e J. Drury (1980) U.K. Statistical Distributions of Financial Ratios 1975, *Journal of Business Finance & Accounting*, 7, 1, 39-47.

Brooks, L. e D. Buckmaster (1976) Further Evidence of the Time Series Properties of Accounting Income, *The Journal of Finance*, 31, 5, 1359-1373.

Byard, Li e Yu, (2011), The Effect of Mandatory IFRS Adoption on Financial Analysts' Information Environment, *Journal of Accounting Research*, 49, 1, 69-96.

Cabrita, P. (2008) *A relevância da informação financeira antes e após a adopção das IAS/IFRS*, Dissertação de Mestrado em Contabilidade não publicada, ISCTE.

Cinca, Mar-Molinero e Larraz (2005) Country and size effects in financial ratios: A European perspective, *Global Finance Journal*, 16, 26–47.

Davis, H. e Y. Peles, (1993) Measuring equilibrating forces of financial ratios, *The Accounting Review*, 68, 725–747.

Deakin, E. B. (1976) Distributions of financial accounting ratios: some empirical evidence, *The Accounting Review*, 51, 1, 90-96.

Ezzamel, M., C. Mar-Molinero e A. Beecher (1987) On the distributional properties of financial ratios, *Journal of Business Finance and Accounting*, 14, 4, 463–481.

Ezzamel, M. e C. Mar-Molinero (1990) The distributional properties of financial ratios in UK manufacturing companies, *Journal of Business Finance and Accounting*, 17, 1, 1-29.

Fama e French (2000) Forecasting Profitability and Earnings, *Journal of Business*, 73, 2, 161-175.

Frecka, T. J. e W. S. Hopwood (1983) The Effect of Outliers on the cross-sectional distribution properties of financial ratios, *The Accounting Review*, 58, 1, 115-128.

Gallizo, J. e Salvador, M. (2003) Understanding the Behavior of Financial Ratios: the Adjustment Process, *Journal of Economics and Business*, 55, 267–283.

Gallizo, J., Gargallo, P. e Salvador, M. (2008) Multivariate Partial Adjustment of Financial Ratios: a Bayesian Hierarchical Approach, *Journal of Applied Econometrics*, 23, 43–64.

Gilman, S. (1925) *Analyzing Financial Statements*, The Ronald Press Company.

Gregoriou e Skerratt (2010) The Time Series Properties of Annual Earnings: New Evidence from an ESTAR Unit Root Test, *Quantitative and Qualitative Analysis in Social Sciences*, 4, 1, 41-57.

Hair, J., R. Anderson, R. Tatham e W. Black (1995) *Multivariate Data Analysis with Readings*, 4.^a ed, New Jersey, Prentice Hall.

Horrigan, J.O. (1965) Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis, *The Accounting Review*, July, 558-568.

Horrigan, J.O. (1968) A Short History of Financial Ratio Analysis, *The Accounting Review*, 43, 2, 284-294.

Horrigan, J. O. (1983) Methodological implications of non-normally distributed financial ratios: a comment, *Journal of Business Finance and Accounting*, 10, 4, 683-689.

Ioannidis, C., Peel, D. e Peel, M. (2003) *Journal of Business Finance and Accounting*, 30, 699-714.

Kothari, S. (2001) Capital Markets Research In Accounting, *Journal of Accounting and Economics*, 31, 105-231.

Lantto e Sahlström (2009) Impact of International Financial Reporting Standard Adoption on Key Financial Ratios, *Accounting and Finance*, 49, 342-361.

La Porta, R., F. Lopez-de-Silanes, A. Shleifer, e R.Vishny (1998) Law and Finance, *Journal of Political Economy*, 106, 6, 1113-1155.

Lev, B. (1969) Industry averages as targets for financial ratios, *Journal of Accounting Research*, 7, 2, 290-299.

Lev, B. e S. Sunder (1979) Methodological issues in the use of financial ratios, *Journal of Accounting and Economics*, 1, 3, 187-210.

Lev, B. e S. R. Thiagarajan (1993) Fundamental Information Analysis, *Journal of Accounting Research*, 31, 2, 190-215.

Little, I. (1962) Higgledy Piggledy Growth, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 24, 4, 387-412.

McDonald, B. e M. Morris (1984) The statistical validity of the ratio method in financial analysis: an empirical examination, *Journal of Business Finance and Accounting*, 11, 89-97.

McLeay, S. (1986) The ratio of means, the mean of ratios and other benchmarks, *Finance, the journal of the french finance association*, 7, 1, 75-93.

McLeay e Trigueiros (2002) McLeay e Trigueiros (2002) Proportionate Growth and the Theoretical Foundation of Financial Ratios, *ABACUS*, 38, 3, 297-316.

Ou, J. A. e S. H. Penman (1989) Financial statement analysis and the prediction of stock returns, *Journal of Accounting and Economics*, 11, 4, 295-329.

Peixinho, R. (2002) *A informação contida nas rubricas contabilísticas relativa à direcção dos lucros no ano subsequente*, Dissertação de Mestrado em Finanças Empresariais não publicada, Universidade do Algarve.

Pestana, M. H. e Gageiro, J. N. (2008) *Análise de Dados para Ciências Sociais*, 5ª ed. Lisboa, Edições Sílabo.

Reis, E. (2001) *Estatística Multivariada Aplicada*, 2ª Ed. Lisboa, Edições Sílabo.

Setiono, B. e N. Strong (1998) Predicting Stock Returns Using Financial Statement Information, *Journal of Business Finance & Accounting*, 25, 631-657.

Sharma, S. (1996) *Applied Multivariate Techniques*, New York, John Wiley & Sons, Inc.

Skogsvik, S. (2008) Financial Statement Information, the Prediction of Book Return on Owners' Equity and Market Efficiency: The Swedish Case, *Journal of Business Finance & Accounting*, 35, 795-817.

So, J. (1987) Some empirical evidence on the outliers and the non-normal distribution of financial ratios, *Journal of Business Finance and Accounting*, 14, 483-495.

Stober, T. L. (1992) Summary financial statement measures and analysts' forecasts of earnings, *Journal of Accounting and Economics*, 15, 347-372.

Trigueiros, D. (1995) Accounting identities and the distribution of ratios, *British Accounting Review*, 27, 109-126.

Wall, A (1919) Study of Credit Barometrics, *Federal Reserve Bulletin*, Março, 229-43.

Watts, R. e R. Leftwich (1977) The Time Series Properties of Annual Accounting Earnings, *Journal of Accounting Research*, 15, 253-271.

Whittington, G. (1980) Some Basic Properties of Accounting Ratios, *Journal of Business Finance & Accounting*, 7, 2, 219-232.

Wieland, M. M. (2011) Identifying Consensus Analysts' Earnings Forecasts that Correctly and Incorrectly Predict an Earnings Increase, *Journal of Business Finance and Accounting*, 38, 574-600.

Wu, C. e S. Ho (1997). Financial ratio adjustment: Industry-wide effects on strategic management. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 9, 71-88.

ANEXOS

ANEXO 1 CÁLCULO DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES	110
ANEXO 2 VARIÁVEIS ANTES E APÓS TRANSFORMAÇÃO.....	113
ANEXO 3 MODELOS POR PAÍS	117
ANEXO 4 MODELOS POR SECTOR DE ACTIVIDADE.....	122
ANEXO 5 MODELOS POR DIMENSÃO	130
ANEXO 6 MODELOS POR ANO	133
ANEXO 7 MODELOS POR Z-SCORE.....	135
ANEXO 8 CLASSIFICAÇÕES SEPARADAS POR GRUPOS	137

ANEXO 1
CÁLCULO DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES

Nº	Nome da variável	Fórmula de cálculo /Códigos Osiris
1	Rácio de liquidez geral (1)	<i>Current ratio</i> Código: 31105
2	Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	$\Delta\%$ de 1
3	Rácio de liquidez reduzida (3)	<i>Liquity ratio</i> Código: 31110
4	Var.% Rácio de liquidez reduzida (4)	$\Delta\%$ de 3
5	Prazo médio recebimento (5)	<i>Collection period (days)</i> Código: 31120
6	Var.% Prazo médio recebimento (6)	$\Delta\%$ de 5
7	Rotação de inventários (7)	<i>Stock turnover</i> Código:31220
8	Var.% Rotação de inventários (8)	$\Delta\%$ de 5
9	Inventários/Activo Total (9)	<i>Inventory / Total Assets</i> Código: 20010 / 13077
10	Var.% Inventários/Activo Total (10)	$\Delta\%$ de 9
11	Var.% Inventários (11)	$\Delta\%$ de <i>Inventory</i> Código: $\Delta\%$ de 20010
12	Var.% Vendas (12)	$\Delta\%$ de <i>Net Sales</i> Código: $\Delta\%$ 13002
13	Var.% Depreciações (13)	$\Delta\%$ de <i>Depreciation</i> Código: $\Delta\%$ 13019
14	Var.Dividendos por acção (14)	Δ (<i>Ordinary Dividends/Share capital</i>) Código: Δ (13046/ 21135)
15	Depreciações/Activos Fixos Tangíveis (15)	<i>Depreciation/ (Net Property, Plant & Equipment)</i> Código: 13019 / 13068
16	Var.% [Depreciações/Activos Fixos Tangíveis] (16)	$\Delta\%$ de 15
17	Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)	<i>Earnings before tax / Shareholders Funds (n-1)</i> Código: 13034/14041(n-1)
18	Var.Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	$\Delta\%$ de 17
19	Var.% [Activos Fixos Tangíveis / Activo Total](19)	Δ <i>Property, Plant & Equipment /Total assets</i> Código: Δ 13068/13077
20	Var.% [Activos Fixos Tang./Activo Total] (n-1) (20)	19 do ano anterior
21	Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	<i>Gearing (%)</i> Código = 31315
22	Var.% [Passivo / Capital Próprio] (22)	$\Delta\%$ de 21
23	Fin. obtidos de MLP/Capital Próprio (23)	<i>Total LT Interest Bearing Debt/ Total Shareholders Equity</i> Código: 14016 / 14041

24	Var.% [Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio] (24)	$\Delta\%$ de 23
25	Capital Próprio/Activo não corrente (25)	<i>Total Shareholders Equity / Fixed assets</i> Código: 14041 / 20085
26	Var.% [Capital Próprio/Activo Não Corrente] (26)	$\Delta\%$ de 25
27	Rácio de Cobertura Encargos Financeiros (27)	<i>Interest Cover</i> Código: 31115
28	Var.% Rácio de Cobertura Encargos Financeiros (28)	$\Delta\%$ de 28
29	Vendas/Activo Total (29)	<i>Net Sales / Total assets</i> Códigos: 13002 / 13077
30	Var.% [Vendas/Activo Total] (30)	$\Delta\%$ de 29
31	Rendibilidade Operacional do Activo (31)	<i>Return on Total Assets (%)</i> Código: 31015
32	Rendibilidade do Capital Próprio (32)	<i>Return on Shareholders Funds (%)</i> Código: 31010
33	Margem Bruta (%) (33)	<i>Gross Margin (%)</i> Código: 31050
34	Var.% Margem Bruta (%) (34)	$\Delta\%$ de 33
35	EBITDA / Vendas (35)	<i>EBITDA / Net Sales</i> Código: 13018 / 13002
36	Var.% [EBITDA / Vendas] (36)	$\Delta\%$ de 35
37	Resultado Antes de Imposto/Vendas (37)	<i>Earnings before tax / Net Sales</i> Código: 13034 / 13002
38	Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	$\Delta\%$ de 37
39	Margem Liquida (39)	<i>Net profit / Net Sales</i> Código: 13045 / 13002
40	Var.% Margem Liquida (40)	$\Delta\%$ de 39
41	Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	<i>Net Sales / Total cash & Short Term Investment</i> Código: 13002 / 20070
42	Vendas / Clientes (42)	<i>Net Sales / Accounts Receivable</i> Código: 13002 / 20040
43	Vendas / Inventários (43)	<i>Net Sales / Net Stated Inventory</i> Código: 13002 / 20010
44	Var.% [Vendas / Inventários] (44)	$\Delta\%$ de 44
45	Vendas / Fundo de Maneio (45)	<i>Net Sales / (Current Assets - Current Liabilities)</i> Código: 13002/(13061 - 14011)
46	Var.% [Vendas / Fundo de Maneio] (46)	$\Delta\%$ de 45
47	Vendas / Activo não corrente (47)	<i>Net Sales / Fixed Assets</i> Código: 13002 / 20085

48		
49	$\Delta\%$ Gastos de I & D (49)	$\Delta\%$ <i>Research and Development Expenses</i> Código: $\% \Delta$ 22020
50	$\Delta\%$ de [Gastos de I & D / Vendas] (50)	$\Delta\%$ [<i>Research and Development Expenses / Net Sales</i>] Código: $\% \Delta$ [22020/ 13002]
51		
52		
53	Var.% Activo Total (53)	$\Delta\%$ <i>Total assets</i> Código: $\Delta\%$ 13077
54	Cash Flow / Passivo Total (54)	[<i>Cash Flow = Net profit + Total Depreciation, Amortization & Depletion</i>] / <i>Total Liabilities</i> Código: (13045-13021)/14022
55	Fundo de Maneio/ Activo Total (55)	(<i>Current Assets – Current Liabilities</i>) / <i>Total Assets</i> Código: (13061 – 14011) / 13077
56	Var.% [Fundo de Maneio / Activo Total] (56)	$\Delta\%$ de 55
57	Rendimento Operacional / Activo Total (57)	<i>Total Revenue</i> ⁵ / <i>Total Assets</i> Código: (13002 + 13003) / 13077
58	Var.% [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)	$\Delta\%$ de 57
59		
60		
61		
62		
63	Compra de Acções Próprias/Capital Social (63)	(Δ <i>Treasury Shares</i>)/ <i>Share Capital</i> Código: (Δ 14030) / 21135
64		
65	Var.% Financiamentos Obtidos de MLP (65)	$\% \Delta$ in <i>Total LT Interest Bearing Debt</i> Código: $\% \Delta$ 14016
66	Dividendos / Cash Flow (66)	<i>Ordinary Dividends</i> / <i>Cash Flow</i> Código: 13046/ (13045-13021)
67	$\Delta\%$ do Fundo de Maneio (67)	$\% \Delta$ (<i>Current Assets – Current Liabilities</i>) Código: $\Delta\%$ (13061 – 14011)
68	Resultado Liquido / Cash Flow (68)	<i>Net profit</i> / <i>Cash Flow</i> Código: 13045 / (13045-13021)
69	Passivo / Capital Próprio (69)	<i>Total Liabilities</i> / <i>Shareholders Funds</i> Código: 14022 / 14041

⁵ A variável *Total Revenue* na base de dados Osiris inclui só os rendimentos operacionais; não inclui rendimentos financeiros que aparecem na rubrica *Interest Income*.

ANEXO 2

VARIÁVEIS ANTES E APÓS TRANSFORMAÇÃO

Lista completa das variáveis com assimetria e curtose antes e após transformação

1. Variáveis positivas – no intervalo $[0, +\infty[$

	Assimetria	Curtose
Rácio de Liquidez Geral (1)	72,110	6161,946
Log Rácio de Liquidez Geral (1)	,223	2,834
Rácio de Liquidez Reduzida (3)	63,382	5128,337
Log Rácio de Liquidez Reduzida (3)	,075	3,252
Prazo Médio de Recebimento (5)	4,311	49,854
Log Prazo Médio de Recebimento (5)	-2,800	15,540
Rotação dos Inventários (7)	5,700	40,326
Log Rotação dos Inventários (7)	,914	,824
Inventários / Activo Total (9)	1,469	3,895
Log Inventários / Activo Total (9)	-,562	-,714
Depreciações / Activos Fixos Tangíveis (15)	47,427	2658,004
Log Depreciações / Activos Fixos Tangíveis (15)	,889	6,344
Vendas / Activo Total (29)	2,606	16,304
Log Vendas / Activo Total (29)	-,713	1,756
Margem Bruta (%) (33)	,444	-,343
Log Margem Bruta (%) (33)	-1,012	2,162
Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	31,390	1550,705
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	1,071	3,037
Vendas / Clientes (42)	89,055	8197,443
Log Vendas / Clientes (42)	2,052	7,150
Vendas / Inventários (43)	5,699	40,348
Log Vendas / Inventários (43)	,911	,828
Vendas / Activo Não Corrente (47)	15,825	392,359
Log Vendas / Activo Não Corrente (47)	,125	1,177
Rendimento Operacional / Activo Total (57)	2,599	16,316
Log Rendimento Operacional / Activo Total (57)	-,686	1,708

2. Variáveis no intervalo $[-1, +\infty[$

	Assimetria	Curtose
Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	83,275	7450,812
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	,586	17,322
Var.% Rácio de Liquidez Reduzida (4)	77,104	6647,254
Log Var.% Rácio de Liquidez Reduzida (4)	,350	13,337
Var.% Prazo Médio de Recebimento (6)	29,696	1235,752
Log Var.% Prazo Médio de Recebimento (6)	-3,095	45,049
Var.% Rotação dos Inventários (8)	34,233	1452,588
Log Var.% Rotação dos Inventários (8)	,834	23,146
Var.% [Inventários / Activo Total] (10)	48,396	2661,494
Log Var.% [Inventários / Activo Total] (10)	,151	28,322
Var.% Inventários (11)	47,041	2609,913
Log Var.% Inventários (11)	,213	22,128
Var.% Vendas (12)	17,769	619,140
Log Var.% Vendas (12)	,036	20,034
Var.% Depreciações (13)	67,180	5240,973
Log Var.% Depreciações (13)	,201	22,232
Var.% [Depreciações / Activos Fixos Tangíveis] (16)	67,806	5273,405
Log Var.% [Depreciações / Activos Fixos Tangíveis] (16)	,192	24,826
Var.% [Vendas / Activo Total] (30)	10,672	227,964
Log Var.% [Vendas / Activo Total] (30)	-,675	17,240
Var.% Margem Bruta (%) (34)	20,830	696,166
Log Var.% Margem Bruta (%) (34)	,257	32,437
Var.% [Vendas / Inventários] (44)	34,418	1465,215
Log Var.% [Vendas / Inventários] (44)	,800	23,067
Var.% Activo Total (53)	33,235	1761,593
Log Var.% Activo Total (53)	1,652	17,354
Var.% [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)	9,654	196,664
Log Var.% [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)	-,702	16,890
Var.% Financiamentos Obtidos de MLP (65)	53,810	3414,529
Log Var.% Financiamentos Obtidos de MLP (65)	-,041	9,494

3. Variáveis no intervalo $]-\infty, +1]$

	Assimetria	Curtose
Var.[Activos Fijos Tangíveis / Activo Total] (19)	-6,750	180,118
Log Var.[Activos Fijos Tangíveis / Activo Total] (19)	-1,062	42,214
Var.[Activos Fijos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	-24,614	1379,378
Log Var.[Activos Fijos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	-1,269	64,276
EBITDA / Vendas (35)	-83,989	7589,647
Log EBITDA / Vendas (35)	-,156	45,720
Margem Liquida (39)	-80,044	7087,626
Log Margem Liquida (39)	3,004	97,007
Fundo de Maneio / Activo Total (55)	-1,155	22,137
Log Fundo de Maneio / Activo Total (55)	-1,434	5,529

4. Variáveis no intervalo $]-\infty, +\infty]$

	Assimetria	Curtose
Var.Dividendos por Acção (14)	70,901	6099,587
Log Var.Dividendos por Acção (14)	,506	2,107
Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)	-22,115	1121,610
Log Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)	1,008	2,373
Var.Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	-10,115	1390,787
Log Var.Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	-,056	-,803
Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	1,014	13,444
Log Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	-,889	2,223
Var.% Passivo / Capital Próprio (22)	51,501	3461,733
Log Var.% [Passivo / Capital Próprio] (22)	-,357	,386
Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio (23)	-4,394	253,115
Log Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio (23)	-1,290	2,939
Var.% [Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio] (24)	52,215	5075,508
Log Var.% [Fin. Obtidos de MLP / Capital Próprio] (24)	-,317	1,762
Capital Próprio / Activo Não Corrente (25)	21,613	723,499
Log Capital Próprio / Activo Não Corrente (25)	,748	3,499

Var.% [Capital Próprio / Activo Não Corrente] (26)	17,224	1994,368
Log Var.% [Capital Próprio / Activo Não Corrente] (26)	-,062	-,527
Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	5,437	137,619
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,812	2,347
Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	38,930	3544,628
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Fin. (28)	-,158	,613
Rendibilidade Operacional do Activo (31)	-10,041	198,765
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	-1,224	,950
Rendibilidade do Capital Próprio (32)	-2,563	79,180
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32)	-1,392	1,002
Var.% [EBITDA / Vendas] (36)	78,324	6540,058
Log Var.% [EBITDA / Vendas] (36)	-,049	-,348
Resultado Antes de Imposto / Vendas (37)	-80,309	7124,082
Log Resultado Antes de Imposto / Vendas (37)	1,385	1,727
Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	-86,875	8018,545
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	-,087	,539
Var.% Margem Liquida (40)	-79,472	6988,068
Log Var.% Margem Liquida (40)	-,041	,690
Vendas / Fundo de Maneio (45)	17,665	4342,729
Log Vendas / Fundo de Maneio (45)	-,869	,741
Var.% [Vendas / Fundo de Maneio] (46)	-46,403	3983,600
Log Var.% [Vendas / Fundo de Maneio] (46)	-,086	,428
Cash Flow / Passivo Total (54)	-4,730	81,835
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	1,758	5,011
Var.% [Fundo de Maneio / Activo Total] (56)	72,160	6156,247
Log Var.% [Fundo de Maneio / Activo Total] (56)	-,059	,276
Dividendos / Cash Flow (66)	59,889	4804,496
Log Dividendos / Cash Flow (66)	,084	4,139
Var.% Fundo de Maneio (67)	58,552	4538,966
Log Var.% Fundo de Maneio (67)	-,062	,594
Resultado Liquido / Cash Flow (68)	-89,731	8254,524
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	,520	7,215
Passivo / Capital Próprio (69)	1,269	143,989
Log Passivo / Capital Próprio (69)	-,273	1,900

ANEXO 3 MODELOS POR PAÍS

Este ANEXO mostra os modelos estimados para cada país tendo para cada modelo os coeficientes estandardizados, e as primeiras linhas da matriz de estrutura.

1. Reino Unido

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Prazo Médio de Recebimento (5)	,172
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,644
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,237
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,289
Log EBITDA / Vendas (35)	,301
Log Vendas / Activo Não Corrente (47)	-,532
Log Var.% Activo Total (53)	,216
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	,314
Log Rendimento Operacional / Activo Total (57)	,399
Log Var.% Financiamentos Obtidos de MLP (65)	-,253
Log Var.% Fundo de Maneio (67)	,216
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	-,442

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,616
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,595
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,547
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

2. França

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (19)	,320
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	,751
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	-1,038
Log Var.% [EBITDA / Vendas] (36)	-,239
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	-,268
Log Fundo de Maneio / Activo Total (55)	,277
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	,214

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	-,631
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	-,575
Log Margem Liquida (39) ^a	,538
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

3. Alemanha

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,606
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,128
Log Var.% Margem Bruta (%) (34)	,369
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	,359
Log Var.% Fundo de Maneio (67)	,270

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,716
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,587
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,520
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

4. Itália

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Vendas / Activo Total (29)	,463
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	-,769
Log Vendas / Inventários (43)	,587

Structure Matrix	
	Function 1
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	-,744
Log Vendas / Activo Total (29)	,408
Log Vendas / Inventários (43)	,407
(..)	

5. Holanda

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	-,613
Log Margem Liquida (39)	,808

Structure Matrix	
	Function 1
Log Margem Liquida (39)	,790
Log Var.Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	-,590
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31) ^a	-,511
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

6. Bélgica

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Dividendos / Cash Flow (66)	,885
Dummy Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,745

Structure Matrix	
	Function 1
Log Dividendos / Cash Flow (66)	,694
Dummy Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,518
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28) ^a	-,255
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

7. Espanha

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Margem Liquida (39)	-,544
Log Var.% Margem Liquida (40)	,633
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	-,457
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	,627

Structure Matrix	
	Function 1
Log Var.% Margem Liquida (40)	,464
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	,455
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	-,434
(...)	

8. Grécia

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	,557
Log Var.% Rotação dos Inventários (8)	-,377
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	,518
Log Var.% [EBITDA / Vendas] (36)	,340
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	,424
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	-,419

Structure Matrix	
	Function 1
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	,510
Log Var.% Rácio de Liquidez Reduzida (4) ^a	,491
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	,426
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

9. Portugal

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Margem Bruta (%) (33)	,611
Log Var.% Margem Liquida (40)	,882

Structure Matrix	
	Function 1
Log Var.% Margem Liquida (40)	,796
Margem Bruta (%) (33)	,487
Log Var.% Margem Bruta (%) (34) ^a	,369
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

ANEXO 4
MODELOS POR SECTOR DE ACTIVIDADE

15 - Alimentação e bebidas

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Margem Liquida (39)	,829
Log Vendas / Activo Não Corrente (47)	-,501
Log Dividendos / Cash Flow (66)	,426

Structure Matrix	
	Function 1
Log Margem Liquida (39)	,753
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31) ^a	-,712
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	-,681
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

22 - Edição, impressão e reprodução

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Rotação dos Inventários (7)	,624
Log Var.% [Depreciações / Activos Fixos Tangíveis] (16)	,475
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	-,551
Log Var.% [EBITDA / Vendas] (36)	,676
Log Dividendos / Cash Flow (66)	-,547

Structure Matrix	
	Function 1
Log Vendas / Inventários (43) ^a	,446
Log Rotação dos Inventários (7)	,444
Log Dividendos / Cash Flow (66)	-,411
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

26 - Outros produtos minerais não metálicos

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Inventários / Activo Total (9)	,498
Log Var.% Margem Bruta (%) (34)	,557
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	,824

Structure Matrix	
	Function 1
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	,668
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,644
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31) ^a	,622
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

29 - Fabricação de máquinas e equipamentos, n.e.

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	,430
Dummy Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,644
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	-,862

Structure Matrix	
	Function 1
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	-,623
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	-,492
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	,469
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

32 - Equipamentos de rádio, televisão, comunicações

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	-,583
Log Rácio de Liquidez Reduzida (3)	,688
Log Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (17)	,405
Log Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	,499
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	-,434
Log Dividendos / Cash Flow (66)	,401

Structure Matrix	
	Function1
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	-,563
Log Resultado Antes de Imposto / Vendas (37) ^a	,554
Log Dividendos / Cash Flow (66)	,537
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

33 - Instrumentos médicos, de precisão, ópticos

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Resultado Antes de Imposto / Vendas (37)	1,000

Structure Matrix	
	Function 1
Log Resultado Antes de Imposto / Vendas (37)	1,000
(...)	

34 - Automóveis, reboques e semi-reboques

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	,583
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	-,457
Log Dividendos / Cash Flow (66)	,680
Dummy Var.% Margem Bruta (%) (34)	,522
Dummy Var.% Fundo de Maneio (67)	-,493

Structure Matrix	
	Function 1
Log Capital Próprio / Activo Não Corrente (25) ^a	-,481
Log Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	,467
Dummy Var.% Fundo de Maneio (67)	-,460
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

36 - Mobiliários e outras indústrias transformadoras

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	-,660
Dummy [Resultado Líquido / Cash Flow] (68)	,737

Structure Matrix	
	Function 1
Dummy [Resultado Líquido / Cash Flow] (68)	,751
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,702
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	-,676
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

40 - Electricidade, gás, vapor e água quente

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	,591
Log Resultado Antes de Imposto / Vendas (37)	,670
Log Margem Líquida (39)	,773

Structure Matrix	
	Function 1
Log Margem Líquida (39)	,594
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	-,500
Log Resultado Antes de Imposto / Vendas (37)	,474
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

45 – Construção

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Margem Bruta (%) (34)	,550
Log Var.% Financiamentos Obtidos de MLP (65)	,592
Dummy Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,667

Structure Matrix	
	Function 1
Dummy Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,643
Log Var.% Margem Bruta (%) (34)	,566
Log Var.% Financiamentos Obtidos de MLP (65)	,439
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

52 - Comércio a retalho (excepto automóveis)

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Vendas (12)	-,473
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,776
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	,556

Structure Matrix

	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,718
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,554
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,528
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

55 - Alojamento e restauração**Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients**

	Function 1
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	-,591
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	,413
Log Var.% Activo Total (53)	,772
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	,416
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	-,550

Structure Matrix

	Function 1
Log Var.% Activo Total (53)	,496
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	-,457
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (19) ^a	-,365
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

63 – Actividades anexas dos transportes; viagens**Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients**

	Function 1
Log Depreciações / Activos Fixos Tangíveis (15)	,546
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,773
Log Dividendos / Cash Flow (66)	-,587

Structure Matrix

	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,697
Log Dividendos / Cash Flow (66)	-,669
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,623
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

64 - Correios e telecomunicações

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Prazo Médio de Recebimento (6)	-,554
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,669
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,377
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,089
Log Var.% Activo Total (53)	,449

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,638
Log Margem Liquida (39) ^a	-,542
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,507
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

72 - Actividades informáticas e conexas

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Rotação dos Inventários (7)	,437
Log Var.% Activo Total (53)	-,635
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	,576

Structure Matrix	
	Function 1
Log Var.% Activo Total (53)	-,726
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	,641
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	-,559
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

74 - Outros serviços

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Inventários / Activo Total (9)	,705
Log Var.% [Passivo / Capital Próprio] (22)	-,387
Log Margem Liquida (39)	,452
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	-,483
Log Vendas / Fundo de Maneio (45)	,540
Log Fundo de Maneio / Activo Total (55)	,667

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rotação dos Inventários (7) ^a	-,496
Log Vendas / Inventários (43) ^a	-,496
Log Inventários / Activo Total (9)	,464
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

92 - Actividades recreativas, culturais e desportivas

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	-,505
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,618
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	,739

Structure Matrix	
	Function 1
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	,578
Log Margem Liquida (39) ^a	-,535
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,515
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

ANEXO 5 MODELOS POR DIMENSÃO

1. Quartil 1

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	,401
Log Vendas / Activo Total (29)	-,314
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,727
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	,520
Log Var.% [Vendas / Inventários] (44)	-,292
Dummy Var.% Fundo de Maneio (67)	-,331

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,693
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,618
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,549
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

2. Quartil 2**Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients**

	Function 1
Log Var.% Inventários (11)	-,296
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,291
Log Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	,436
Log Vendas / Activo Total (29)	-,261
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,679
Log Var.% [EBITDA / Vendas] (36)	,296
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	,406

Structure Matrix

	Function 1
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	,669
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,652
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,600
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

3. Quartil 3

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Rácio de Liquidez Reduzida (3)	,277
Log Var.% Prazo Médio de Recebimento (6)	-,320
Log Var.[Activos Fixos Tangíveis / Activo Total] (n-1) (20)	-,216
Log Var.% [Financiamentos Obtidos de MLP / Capital Próprio] (24)	-,369
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,898
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,499
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	,267
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	,352
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	,694

Structure Matrix	
	Function 1
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	,440
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,361
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,330
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

4. Quartil 4

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Prazo Médio de Recebimento (6)	-,265
Log Rotação dos Inventários (7)	,368
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,678
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,052
Log Dividendos / Cash Flow (66)	-,292

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,642
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,482
Log Dividendos / Cash Flow (66)	-,453
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

ANEXO 6 MODELOS POR ANO

1. Ano 2002

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.Dividendos por Acção (14)	,271
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,671
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,228
Log Var.% [Resultado Antes de Imposto / Vendas] (38)	,340
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	-,316

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,749
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,735
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,640
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

2. Ano 2003

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.Rendibilidade do Capital Próprio Inicial (18)	,353
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,713
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,187
Log Var.% Margem Liquida (40)	,287
Dummy Var.% [Rendimento Operacional / Activo Total] (58)	-,423

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,646
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,543
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,491
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

3. Ano 2004

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Rácio de Liquidez Reduzida (4)	,277
Log Passivo Bancário / Capital Próprio (21)	-,347
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,804
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,077
Log Var.% Margem Liquida (40)	,342
Log Var.% [Vendas / Fundo de Maneio] (46)	-,270
Log Dividendos / Cash Flow (66)	,412

Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,438
Log Var.% Margem Liquida (40)	,414
Log Margem Liquida (39) ^a	-,352
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

4. Ano 2005

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	,468
Log Financiamentos Obtidos de MLP / Capital Próprio (23)	-,477
Log Var.% [EBITDA / Vendas] (36)	,361
Log Margem Liquida (39)	-,419
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	,450
Log Vendas / Activo Não Corrente (47)	-,276
Dummy Var.% Margem Liquida (40)	,385

Structure Matrix	
	Function 1
Log Margem Liquida (39)	-,597
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31) ^a	,526
Dummy Var.% Margem Liquida (40)	,469
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

ANEXO 7
MODELOS POR Z-SCORE

1. $Z < 1,23$

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,724
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,260
Log Vendas / Caixa e Equivalentes (41)	,296
Log Rendimento Operacional / Activo Total (57)	-,244
Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,817
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,632
Log Margem Liquida (39) ^a	-,542
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

2. $1,23 \leq Z < 2,90$

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function 1
Log Var.% [Passivo / Capital Próprio] (22)	,210
Log Var.% [Capital Próprio / Activo Não Corrente] (26)	,219
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	-,655
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	1,082
Log Var.% Margem Liquida (40)	,305
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	,211
Log Dividendos / Cash Flow (66)	-,177
Log Resultado Liquido / Cash Flow (68)	-,381
Dummy Var.% Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (28)	-,335
Structure Matrix	
	Function 1
Log Rendibilidade do Capital Próprio (32) ^a	,545
Log Rendibilidade Operacional do Activo (31)	,539
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68) ^a	,530
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

3. **Z > 2,90****Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients**

	Function 1
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	-,228
Log Prazo Médio de Recebimento (5)	-,280
Log Inventários / Activo Total (9)	,383
Log Var.% Inventários (11)	,245
Log Depreciações / Activos Fixos Tangíveis (15)	,404
Log Rácio de Cobertura dos Encargos Financeiros (27)	,679
Log Margem Liquida (39)	,272
Log Cash Flow / Passivo Total (54)	-,463
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	-,920

Structure Matrix

	Function 1
Log Margem Liquida (39)	,419
Dummy [Resultado Liquido / Cash Flow] (68)	-,402
Log Var.% Rácio de Liquidez Geral (2)	-,396
(...)	

a. This variable not used in the analysis.

ANEXO 8

CLASSIFICAÇÕES SEPARADAS POR GRUPOS

1. Sectores de Actividade

Código NACE e Descrição	N.º de Observações	Grupo 0	Grupo 1
15 - Alimentação e bebidas	570	61,6%	53,1%***
22 - Edição, impressão e reprodução	253	71,0%	68,3%
24 - Produtos químicos	571	66,4%	64,0%
26 - Outros produtos minerais não metálicos	274	66,7%	66,0%
29 - Fabricação de máquinas e equipamentos, n.e.	497	57,0%	65,6%**
32 - Equipamentos de rádio, televisão, comunicações	404	74,7%	65,5%***
33 - Instrumentos médicos, de precisão, ópticos	288	82,3%	35,1%***
34 - Automóveis, reboques e semi-reboques	200	70,7%	71,4%
36 - Mobiliários e outras indústrias transformadoras	245	69,2%	42,7%***
40 - Electricidade, gás, vapor e água quente	180	64,3%	59,1%
45 - Construção	335	62,9%	63,3%
51 - Comércio por grosso (excepto automóveis)	349	72,2%	73,1%
52 - Comércio a retalho (excepto automóveis)	485	65,3%	58,9%**
55 - Alojamento e restauração	206	67,3%	69,1%
63 - Actividades anexas dos transportes; viagens	195	68,9%	62,5%
64 - Correios e telecomunicações	220	77,4%	64,3%***
72 - Actividades informáticas e conexas	438	64,4%	61,4%
74 - Outros serviços	355	67,8%	65,6%
92 - Actividades recreativas, culturais e desportivas	203	73,1%	67,1%

*** e ** indicam diferenças significativas ao nível 1% e 5% respectivamente

2. Dimensão

Quartil	N.º de Observações	Grupo 0	Grupo 1
1	1.246	63,7%	56,5%***
2	1.601	68,4%	57,3%***
3	1.625	65,3%	57,9%***
4	1.766	64,6%	56,7%***

*** indica diferenças significativas ao nível 1%

3. Ano / Prática Contabilística

Ano	N.º de Observações	Grupo 0	Grupo 1
2002	1.163	69,1%	48,7%***
2003	1.255	65,4%	58,0%***
2004	1.179	62,7%	66,9%**
2005	1.176	62,4%	65,1%

*** e ** indicam diferenças significativas ao nível 1% e 5% respectivamente

4. Z-Score

Z-Score	N.º de Observações	Grupo 0	Grupo 1
$Z < 1,23$	1.839	67,1%	56,6%***
$1,23 \leq Z \leq 2,90$	5.266	63,9%	57,4%***
$Z > 2,90$	1.087	63,0%	64,4%

*** indica diferenças significativas ao nível 1%

ANEXO 9
TESTE À SIGNIFICÂNCIA DOS MODELOS

Amostras	Wilks' Lambda	Chi- square	df	Sig.
Amostra Global	,933	367,612	15	,000
<u>Países</u>				
Reino Unido	,936	147,563	12	,000
França	,924	93,087	7	,000
Alemanha	,923	66,691	5	,000
Itália	,895	23,700	3	,000
Holanda	,943	15,887	2	,000
Bélgica	,946	12,395	2	,002
Espanha	,840	27,469	4	,000
Grécia	,690	42,705	6	,000
Portugal	,838	12,866	2	,002
<u>Sectores de Actividade</u>				
15 - Alimentação e bebidas	,928	25,408	3	,000
22 - Edição, impressão e reprodução	,814	30,072	5	,000
24 - Produtos químicos	,861	50,863	8	,000
26 - Outros produtos minerais não metálicos	,880	20,721	3	,000
29 - Fabric. de máquinas e equip. n.e.	,927	22,449	3	,000
32 - Equip. de rádio, televisão, comunic.	,790	56,082	6	,000
33 - Instr. médicos, de precisão, ópticos	,954	7,964	1	,005
34 - Automóveis, reboques e semi-reboques	,777	29,395	5	,000
36 - Mobiliários e out. Ind. transformadoras	,911	13,395	2	,001
40 - Electricidade, gás, vapor e água quente	,868	14,752	3	,002
45 - Construção	,916	17,228	3	,001
51 - Comércio por grosso (excepto auto.)	,811	42,669	7	,000
52 - Comércio a retalho (excepto auto.)	,922	23,330	3	,000
55 - Alojamento e restauração	,768	31,342	5	,000
63 - Actividades anexas dos transp.; viagens	,850	18,409	3	,000
64 - Correios e telecomunicações	,732	39,812	5	,000
72 - Actividades informáticas e conexas	,892	29,450	3	,000
74 - Outros serviços	,852	33,266	6	,000
92 - Activ. recreativas, cult. e desportivas	,825	22,867	3	,000

Amostras	Wilks' Lambda	Chi- square	df	Sig.
<u>Dimensão</u>				
Quartil 1	,917	64,442	6	,000
Quartil 2	,896	105,063	7	,000
Quartil 3	,908	93,442	9	,000
Quartil 4	,920	87,710	5	,000
<u>Ano/ Prática Contabilística</u>				
2002	,912	64,189	5	,000
2003	,929	54,504	5	,000
2004	,900	74,701	7	,000
2005	,904	70,773	7	,000
<u>Risco de Falência</u>				
Z-Score < 1,23	,912	102,114	4	,000
Z-Score entre 1,23 e 2,90	,940	196,372	9	,000
Z-Score > 2,90	,873	88,015	9	,000
