

UNIVERSIDADE DO ALGARVE

FACULDADE DE ECONOMIA

**A AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO BANCÁRIO
NAS EMPRESAS DO SECTOR DA CONSTRUÇÃO**

Dissertação para a Obtenção do Grau de Mestre
em Finanças Empresariais

MANUEL ARNEDO GERALDO

FARO

2005

MANUEL ARNEDO GERALDO

FACULDADE DE ECONOMIA

Orientadora: PROFESSORA DOUTORA MARIA FERNANDA
LUDOVINA INÁCIO MATIAS

Faro, 8 de Julho de 2005

**A AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO BANCÁRIO
NAS EMPRESAS DO SECTOR DA CONSTRUÇÃO**

Júri:

Presidente: Professor Doutor Efigénio da Luz Rebelo

Vogais: Professor Doutor José Paulo Afonso Esperança

Professora Doutora Maria Fernanda Ludovina Inácio Matias

ÍNDICE GERAL

	Página
Lista de Quadros	vii
Lista de Figuras.....	ix
Lista de Abreviaturas	x
Agradecimentos	xi
Resumo	xii
<i>Abstract</i>	xiv
CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO	1
1.1 Enquadramento do Problema.....	1
1.2 Objectivos da Investigação	4
1.3 Estrutura do Estudo.....	4
PARTE I - REVISÃO DA LITERATURA: ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO E MODELOS DE PREVISÃO DE FALÊNCIAS	6
CAPÍTULO 2 - ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO NA ACTIVIDADE BANCÁRIA	7
2.1 Introdução	7
2.2 Conceito, Princípios e Tipos de Risco de Crédito	8
2.3 Factores Críticos na Análise das Propostas de Crédito.....	13
2.3.1 Características da Empresa	14
2.3.2 Mercado da Empresa	19
2.3.3 Análise Económico-Financeira da Empresa.....	20
2.4 Carteira de Crédito das Instituições Financeiras.....	22
2.4.1 Importância da Gestão do Risco de Crédito	22
2.4.2 Carteira de Crédito das Instituições Financeiras	24
2.4.3 Impacto das Provisões nos Resultados das Instituições Financeiras	26
CAPÍTULO 3 - MODELOS <i>SCORE</i> DE PREVISÃO DE FALÊNCIAS.....	31
3.1 Introdução	31
3.2 Papel dos Modelos <i>Score</i>	33
3.3 Modelos Estatísticos	36
3.3.1 Modelos Estatísticos Unidimensionais	37
3.3.2 Modelos Estatísticos Multidimensionais	39
3.4 Descrição dos Modelos de Previsão de Falências	44
3.4.1 Modelo de ALTMAN (1968)	45
3.4.2 Modelo de ALTMAN, HALDEMAN e NARAYANAN (1977).....	49

3.4.3 Outros Modelos dos EUA.....	51
3.4.3.1 Modelo de WILCOX (1971a).....	51
3.4.3.2 Modelo de DEAKIN (1972).....	54
3.4.3.3 Modelo de EDMINSTER (1972).....	55
3.4.3.4 Modelo de BLUM (1974).....	58
3.4.4 Modelos do Reino Unido.....	59
3.4.4.1 Modelo de LIS (1972), resumido por BOLITHO (1973).....	59
3.4.4.2 Modelo de TAFFLER (1974).....	60
3.4.4.3 Modelo de TAFFLER e TISSHAW (1977).....	62
3.4.4.4 Modelo do BANCO DE INGLATERRA (1979), resumido por MARAIS (1979).....	63
3.4.4.5 Modelo de MASON E HARRIS (1979).....	65
3.4.5 Modelos de Portugal.....	66
3.4.5.1 Modelo de TRISTÃO (1997).....	66
3.4.5.2 Modelo de MORGADO (1997).....	68
3.4.5.3 Modelo de NEVES e SILVA (1998).....	70
3.4.5.4 Modelo de SANTOS (1999).....	72
PARTE II - INVESTIGAÇÃO EMPÍRICA	74
CAPÍTULO 4 - APLICAÇÃO DOS MODELOS SCORE NA AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO.....	75
4.1 Introdução	75
4.2 Definição da Amostra e Fonte de Dados	77
4.3 Variáveis do Modelo.....	83
4.4 Modelo de Análise Discriminante	85
4.4.1 Pressupostos da Análise Discriminante	85
4.4.2 Processo Teórico para a Estimação do Modelo.....	86
4.4.3 Função Discriminante – Apresentação dos Resultados.....	88
4.4.3.1 Coeficientes da Função Discriminante	88
4.4.3.2 Análise Económico-Financeira dos Coeficientes da Função Discriminante ..	95
4.4.3.3 Resultados Classificativos da Função Discriminante	98
4.4.3.4 Aplicação da Função Discriminante com Três Classes de Risco	101
4.4.4 Aplicação dos dois Modelos Revistos de Altman (1983).....	108
4.5 Discussão dos Resultados	113
CAPÍTULO 5 - CONCLUSÕES	119
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	126

ANEXOS.....	133
Anexo 1 Aviso n.º 3/95 do Banco de Portugal	134
Anexo 2 Códigos das Actividades Económicas (CAE 45)	147
Anexo 3 Recomendação da Comissão Europeia N.º 96/280/CE de 3 de Abril de 1996	148
APÊNDICES	150
Apêndice 1 Visão Geral do Novo Acordo de Capital de Basileia.....	151
Apêndice 2 Quadro resumo da investigação empírica sobre previsão de falências de empresas	159
Apêndice 3 Comparação das amostras e do número de variáveis dos Modelos <i>Score</i>	166
Apêndice 4 Comparação dos resultados classificativos dos Modelos <i>Score</i>	167
Apêndice 5 Caracterização das 61 empresas que entraram em processo de recuperação ou falência no período compreendido entre 2001 e 2003.....	168
Apêndice 6 Caracterização das 33 empresas seleccionadas para a primeira amostra do Grupo 1 – Empresas Falidas.....	175
Apêndice 7 Caracterização das 33 empresas seleccionadas para a primeira amostra do Grupo 2 – Empresas Não Insolventes	179
Apêndice 8 Balanço médio das 33 empresas falidas (Grupo 1) referentes a dois anos antes da falência	183
Apêndice 9 Demonstração de Resultados média das 33 empresas falidas (Grupo 1) referentes a dois anos antes da falência.....	184
Apêndice 10 Balanço médio das 33 empresas não insolventes (Grupo 2) referentes a dois anos antes da falência.....	185
Apêndice 11 Demonstração de Resultados média das 33 empresas não insolventes (Grupo 2) referentes a dois anos antes da falência.....	186

Apêndice 12	Rácios utilizados no estudo empírico.....	187
Apêndice 13	Valores médios dos rácios das empresas falidas e não insolventes, respectivamente, Grupo 1 e Grupo 2.....	191
Apêndice 14	<i>Outputs</i> completos da análise discriminante do <i>SPSS</i>	195
Apêndice 15	Caracterização das 28 empresas da segunda amostra – Empresas Falidas	204
Apêndice 16	Caracterização das 28 empresas da segunda amostra – Empresas Não Insolventes	208

LISTA DE QUADROS

	Página
2.1 Princípios de Risco de Crédito	10
2.2 Meio Envolvente Contextual e Meio Envolvente Transaccional	19
2.3 Distribuição do Crédito Bancário a Empresas e Particulares em 2002 e 2003	24
2.4 Sete principais Instituições Bancárias portuguesas em 2003	28
3.1 Classificações obtidas pelo Modelo de Altman (1968).....	47
3.2 Modelo <i>Z-Score</i> e Modelo <i>ZETA</i>	50
4.1 Falências em Portugal por tipo de acção no período 2001 a 2003	78
4.2 Classificação das empresas falidas quanto à dimensão	79
4.3 Coeficientes não estandardizados, estandardizados e estruturais.....	91
4.4 Método <i>stepwise</i> na selecção das variáveis a entrar/remover	92
4.5 Matriz de correlações entre as variáveis.....	92
4.6 Teste à igualdade das médias	93
4.7 Método <i>stepwise</i> na selecção das variáveis discriminantes.....	93
4.8 Comparação entre os grupos emparelhados	94
4.9 Valores médios das variáveis da Função Discriminante de cada grupo.....	95
4.10 Resultados Classificativos da Função Discriminante um ano antes da falência	99
4.11 Resultados Classificativos da Função Discriminante dois anos antes da falência	100
4.12 Resultados Classificativos da Função Discriminante aplicada à segunda amostra um ano antes da falência.....	101

LISTA DE QUADROS (continuação)

	Página
4.13 Número de erros de classificação usando vários intervalos de <i>Z-Score</i>	103
4.14 Três classes de risco para diferentes valores do <i>Z-Score</i>	103
4.15 Erros de classificação da Função Discriminante aplicada à primeira amostra com três classes de risco	104
4.16 Distribuição das empresas da primeira amostra pelas diferentes classes de risco	105
4.17 Erros de classificação da Função Discriminante aplicada à segunda amostra com três classes de risco	106
4.18 Distribuição das empresas da segunda amostra pelas diferentes classes de risco	106
4.19 Médias dos dois Modelos Revistos de Altman (1983).....	108
4.20 Média das variáveis dos dois Modelos Revistos de Altman (1983).....	109
4.21 Resultados Classificativos da Função Discriminante <i>Z'-Score</i> aplicada à primeira amostra para os dois anos anteriores à falência	110
4.22 Resultados Classificativos da Função Discriminante <i>Z''-Score</i> aplicada à primeira amostra para os dois anos anteriores à falência	111
4.23 Resultados Classificativos da Função Discriminante <i>Z'-Score</i> e <i>Z''-Score</i> aplicados à segunda amostra	112
4.24 Erros de Classificação da Função Discriminante <i>Z'-Score</i> e <i>Z''-Score</i> considerando uma zona de incerteza aplicada à segunda amostra	112
4.25 Resumo dos Resultados Classificativos dos dois Modelos Revistos de Altman (1983)	117

LISTA DE FIGURAS

	Página
2.1 Distribuição por Sectores do Crédito a Empresas não Financeiras em 2003	25
2.2 Evolução do CCD entre 1998 e 2003	26
2.3 Evolução do rácio “Provisões CCD / Produto Bancário” entre 1998 e 2003	27
2.4 Rácio “Provisões CCD / Produto Bancário” das sete principais Instituições Bancárias portuguesas em 2003	28

LISTA DE ABREVIATURAS

APB	Associação Portuguesa de Bancos
BCP	Banco Comercial Português
BdP	Banco de Portugal
BES	Banco Espírito Santo
BPI	Banco Português de Investimentos
BTA	Banco Totta e Açores
CAE	Classificação Portuguesa da Actividade Económica
CCD	Créditos de cobrança duvidosa
CGD	Caixa Geral de Depósitos
EUA	Estados Unidos da América
Log	Logaritmo
MEF	Modelo de Empresas Falidas
MG	Caixa Económica Montepio Geral
n.d.	não definido
n.e.	não especificado
PME	Pequenas e médias empresas
RAI	Resultados Antes de Impostos
RAJI	Resultados Antes de Juros e Impostos
RU	Reino Unido
SPSS	<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>
VLL	Valor Líquido de Liquidação

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar quero agradecer à Prof^a Doutora Fernanda Matias que teve a amabilidade de orientar a presente dissertação, nomeadamente pelo espírito científico, críticas, sugestões e influências metodológicas transmitidas ao longo da dissertação.

Quero também expressar a minha gratidão à sociedade *Coface Mope – Serviços de Informação e Gestão de Cobranças, SA.*, que através da Dr^a Margarida Marcos do Departamento de Projectos e Qualidade, disponibilizou a base de dados de empresas que tornou possível a investigação empírica desenvolvida no capítulo 4.

O meu obrigado à Associação Portuguesa de Bancos e ao Banco de Portugal pela pronta disponibilidade no fornecimento de informação necessária à realização deste estudo.

À Escola Superior de Tecnologias de Fafe, em particular, aos Mestres Amélia Silva e Raúl Fernandes pela disponibilidade e pronta cedência de elementos bibliográficos.

Um agradecimento também merecido a toda a equipa da Biblioteca da ESGHT pelo empenho na obtenção da bibliografia solicitada.

Por último, e talvez o agradecimento mais sentido, pois sem o necessário estímulo familiar, designadamente da minha mulher e das minhas duas filhas, não teria sido possível terminar a presente dissertação, as quais compreenderam o tempo que com elas não partilhei ao longo de todo o mestrado.

RESUMO

O sector bancário é afectado pela elevada concorrência provocada pela crescente liberalização e progressiva concretização da União Europeia e está obrigado a implementar medidas inovadoras de gestão dos riscos de crédito com base no Novo Acordo de Basileia II.

Os modelos de pontuação quantitativa pretendem responder aos referidos desafios, servindo não só como instrumento de apoio à concessão de novas operações de crédito, mas também como ferramenta de análise, acompanhamento e controlo da carteira de crédito das instituições bancárias.

O presente trabalho explora a gestão do risco de crédito, assim como as consequências provocadas pelas provisões para crédito de cobrança duvidosa nos resultados económicos das instituições bancárias. Especial atenção é dada à utilização de modelos quantitativos, como forma de prever a falência de empresas e o incumprimento de crédito, com particular destaque aos trabalhos produzidos por Edward Altman.

Esta dissertação visa propor um modelo empírico de pontuação quantitativa, a partir de uma amostra inicial de 33 empresas portuguesas do sector da construção que faliram no período compreendido entre 2001 e 2003. Foi utilizada como metodologia estatística a análise discriminante (método *stepwise*).

Duas das variáveis que integram o modelo são idênticas a modelos empíricos anteriores, apresentando a seguinte ordem decrescente de importância: liquidez, custo médio dos capitais alheios e rentabilidade.

A validade da função discriminante foi testada na amostra inicial, tendo para duas classes de risco obtido uma capacidade classificativa correcta de 85% dos casos, descendo a eficácia da previsão para 64% dois anos antes da falência. A aplicação do modelo numa segunda amostra obteve uma resposta classificativa correcta de 71%.

Com o intuito de melhorar, em tempo oportuno, a previsão de eventuais situações de crise nas empresas desta indústria foi também definida uma zona de incerteza, à semelhança de outros trabalhos, tendo o modelo obtido uma capacidade predictiva correcta de 96% para três classes de risco.

Face aos resultados obtidos, pode-se afirmar que o modelo proposto apresenta resultados satisfatórios, e até comparáveis, a outros trabalhos empíricos anteriores.

Palavras-chave: Crédito; Indústria da construção; Análise discriminante; Modelos de previsão de falências.

ABSTRACT

The banking sector affected by a huge competition emerged from the growing establishment and liberalisation of the European Union is now compelled to implement an innovative assessment to credit risk management based on the New Accord Basel II.

The quantitative punctuation models are meant to respond to this new challenge, serving not only as a framework to support the allowance of new credit operations, but also as an instrument to analyse, monitor and control any banking institutions credit portfolio.

This study explores the credit risk management, and the consequences of provision in what concerns credit loss in the banking economic results. It is given special attention to the use of quantitative models as a way of foreseeing companies' bankruptcy and unexpected credit loss. The studies by Edward Altman underlie this project.

The purpose of this dissertation is to estimate an empirical quantitative punctuation model based on an initial sample of 33 Portuguese companies of the construction industry which went bankrupt between the years 2001 and 2003. It was used the discriminate analysis (stepwise method).

Two of the variables used in this model are identical to the ones in previous empirical models, and present the following order of importance: liquidness, medium cost of debt capital and profitability.

The validation of the discriminate function was tested in the initial sample: it was obtained a correct predictive classification of 85% of cases for two classes of risk, prevision efficacy decreased to 64% two years before bankruptcy. The application of the model in a second sample got a correct classification response of 71%.

As in other studies it was also defined an uncertain zone in order to improve the prevision of situations of crises in companies of such industry. This model got a correct predictive capacity of 96% for three classes of risk.

According to such findings we can say that the proposed model got appropriate results, even comparable to others revealed by previous empirical studies.

Keywords: Credit; Construction industry; Discriminate analysis; Bankruptcy prediction models.

Figura 2.1 – Distribuição por Sectores do Crédito a Empresas não Financeiras em 2003	25
Figura 2.2 – Evolução do CCD entre 1998 e 2003	26
Figura 2.3 – Evolução do rácio “Provisões CCD / Produto Bancário” entre 1998 e 2003	27
Figura 2.4 – Rácio “Provisões CCD / Produto Bancário” das sete principais Instituições Bancárias portuguesas em 2003.....	28
Quadro 2.1 – Princípios de Risco de Crédito.....	10
Quadro 2.2 – Meio Envolvente Contextual e Meio Envolvente Transaccional	19
Quadro 2.3 – Distribuição do Crédito Bancário a Empresas e Particulares em 2002 e 2003	24
Quadro 2.4 – Sete principais Instituições Bancárias portuguesas em 2003.....	28
Quadro 3.1 – Classificações obtidas pelo Modelo de Altman (1968)	47
Quadro 3.2 – Modelo <i>Z-Score</i> e Modelo <i>ZETA</i>	50
Quadro 4.1 – Falências em Portugal por tipo de acção no período 2001 a 2003	78
Quadro 4.2 – Classificação das empresas falidas quanto à dimensão	79
Quadro 4.3 – Coeficientes não estandardizados, estandardizados e estruturais	91
Quadro 4.4 – Método <i>stepwise</i> na selecção das variáveis a entrar/remover.....	92
Quadro 4.5 – Matriz de correlações entre as variáveis	92
Quadro 4.6 – Teste à igualdade das médias.....	93
Quadro 4.7 – Método <i>stepwise</i> na selecção das variáveis discriminantes	93
Quadro 4.8 – Comparação entre os grupos emparelhados.....	94
Quadro 4.9 – Valores médios das variáveis da Função Discriminante de cada grupo ...	95
Quadro 4.10 – Resultados Classificativos da Função Discriminante um ano antes da falência.....	99
Quadro 4.11 – Resultados Classificativos da Função Discriminante dois anos antes da falência.....	100
Quadro 4.12 – Resultados Classificativos da Função Discriminante aplicada à segunda amostra um ano antes da falência	101
Quadro 4.13 – Número de erros de classificação usando vários intervalos de <i>Z-Score</i>	103
Quadro 4.14 – Três classes de risco para diferentes valores do <i>Z-Score</i>	103
Quadro 4.15 – Erros de classificação da Função Discriminante aplicada à primeira amostra com três classes de risco	104
Quadro 4.16 – Distribuição das empresas da primeira amostra pelas diferentes classes de risco.....	105
Quadro 4.17 – Erros de classificação da Função Discriminante aplicada à segunda amostra com três classes de risco	106
Quadro 4.18 – Distribuição das empresas da segunda amostra pelas diferentes classes de risco.....	106
Quadro 4.19 – Médias dos dois Modelos Revistos de Altman (1983)	108
Quadro 4.20 – Média das variáveis dos dois Modelos Revistos de Altman (1983).....	109
Quadro 4.21 – Resultados Classificativos da Função Discriminante <i>Z'-Score</i> aplicada à primeira amostra para os dois anos anteriores à falência.....	110
Quadro 4.22 – Resultados Classificativos da Função Discriminante <i>Z''-Score</i> aplicada à primeira amostra para os dois anos anteriores à falência.....	111
Quadro 4.23 – Resultados Classificativos da Função Discriminante <i>Z'-Score</i> e <i>Z''-Score</i> aplicados à segunda amostra.....	112

Quadro 4.24 – Erros de Classificação da Função Discriminante Z' -Score e Z'' -Score considerando uma zona de incerteza aplicada à segunda amostra.....	112
Quadro 4.25 – Resumo dos Resultados Classificativos dos dois Modelos Revistos de Altman (1983).....	117

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 Enquadramento do Problema

Nos últimos anos assistiu-se a um forte crescimento do crédito concedido pelas instituições financeiras, o que tem constituído uma forma de reduzir os efeitos provocados pela diminuição das margens de intermediação financeira¹ em consequência do forte aumento concorrencial no sector.

O desenvolvimento da economia portuguesa, aliado à descida das taxas de juro, permitiu que tal crescimento fosse suportado pelo endividamento externo, situação que se está a tornar insustentável, e que tem obrigado as instituições financeiras à tomada de medidas inovadoras de angariação de *funding*, por exemplo através da titularização (vulgo securitização) dos activos bancários.

Contudo, começam a surgir sinais de alarme quanto à gestão do risco de crédito bancário. O relatório da Associação Portuguesa de Bancos mostra, em Dezembro de 2003, pela primeira vez em quatro anos, um aumento do rácio entre o crédito de

¹ Segundo o Boletim anual de 2001 da APB, a margem financeira em 2001 (1,99%) ficou pela primeira vez abaixo dos 2%.

cobrança duvidosa e o total do crédito concedido a empresas e particulares (2,3% em 2003, contra 2,1% e 2,2%, respectivamente, em 2000 e 2002).

Norinha (2002) refere que um estudo recente de uma das mais prestigiadas agências de *rating* do mundo, a *Standard & Poor's*, arrasa a banca portuguesa ao nível do risco, revelando que o sistema financeiro português poderá ter problemas com 10% a 20% do crédito concedido.

Por outro lado, e de acordo com os cálculos efectuados pela sociedade *Coface Mope – Serviços de Informação e Gestão de Cobranças, SA.*, as falências de empresas em Portugal aumentaram, em média, 43% na década de 90. Esta tendência continuou entre 2001 e 2003, tendo neste último ano registado um aumento de 42,4% face ao ano anterior, totalizando 2.980 empresas. Nenhum país europeu se aproximou desta percentagem, tendo o país a seguir a Portugal, a Noruega, atingido uma subida de 18,3%. Face a tais números, em 2003, faliram em média oito empresas por dia em Portugal.

Todavia, embora as propostas de crédito sejam operações vulgares realizadas pela banca, e não apresentem dificuldades técnicas, reforçando a ideia de que muitas vezes os bancos não sentem necessidade de ter um grande rigor na sua análise, verifica-se que, à excepção do conhecido caso *Barings*, as falências bancárias têm origem nos riscos de crédito².

Apesar da gestão do risco de crédito, em sentido lato, ser analisada pela qualidade da carteira de crédito, a necessidade de não conceder “maus” créditos é cada vez maior.

Alguns estudos empíricos, nomeadamente de Basu e Rolfes (1995: 2), mostram que o

² Gropp, Vesala e Vulpes (2002: 35-36) enumeram 32 casos de falências ou reestruturações de bancos que tiveram origem em perdas de créditos provocados por empréstimos pouco diversificados (reduzida qualidade dos activos), má gestão e fraca supervisão.

factor discriminante entre os bancos falidos e não falidos é o crédito concedido às empresas, pelo que parece evidente que um factor crítico de sucesso da gestão do risco de crédito consiste na análise individual de cada nova proposta de financiamento.

As instituições financeiras estão perante a necessidade de implementar medidas de gestão efectiva dos riscos de crédito, tendo em vista a entrada em vigor (prevista para o início de 2007) dos *standards* de Basileia II. Este acordo prevê a “personalização” das exigências de solvência da banca através da análise individual dos seus próprios activos.

Foi a partir da publicação de um artigo de Altman (1968) “*Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*” que a problemática da previsão de falência de empresas se tornou um tema estudado em análise financeira, e que tem vindo a ser aplicada na gestão do risco de crédito (Altman desenvolveu com dois outros investigadores em 1977 um modelo com o objectivo de apoiar o sistema bancário na concessão de novos créditos).

Na sequência do referido estudo, muitos outros se lhe seguiram, inicialmente nos EUA, e posteriormente noutros países, com o intuito de melhorar a capacidade da previsão de falência de empresas.

Em Portugal foram também realizados alguns estudos empíricos sobre a previsão de falências, mas à semelhança de outros trabalhos incidiram sobre empresas de diferentes sectores de actividade. Este trabalho pretende dar um passo no sentido de testar a aplicabilidade de um modelo *score* a empresas portuguesas de um único sector de actividade (construção) e de verificar a existência de indicadores financeiros relacionados com a especificidade destas empresas.

1.2 Objectivos da Investigação

Através desta dissertação pretende-se atingir os seguintes objectivos:

- Caracterizar o risco de crédito em termos gerais, com particular destaque na actividade bancária;
- Descrever de forma sucinta os principais modelos de análise discriminante aplicados à previsão de falência de empresas;
- Identificar um modelo empírico de pontuação quantitativa de previsão de falência de empresas, tendo por base uma amostra constituída por empresas falidas e não falidas do sector da construção;
- Demonstrar a utilidade de modelos *score* como uma ferramenta simples de apoio à análise, decisão e até posterior controlo das concessões de crédito bancário a empresas.

1.3 Estrutura do Estudo

O presente estudo está organizado com um primeiro capítulo que identifica o problema, apresenta os objectivos a atingir, bem como a organização do trabalho.

Seguidamente o trabalho divide-se em duas partes. A primeira parte, composta por dois capítulos, é dedicada à revisão da literatura teórica e empírica da matéria investigada. A segunda parte, também distribuída por dois capítulos, é destinada à investigação empírica que estima um modelo de pontuação quantitativa de previsão de falência de empresas, recorrendo, tal como Altman, à análise discriminante.

O Capítulo 2 caracteriza os riscos financeiros inerentes à actividade creditícia dos bancos, bem como a importância da gestão do risco de crédito no seu desempenho, a partir de alguns indicadores financeiros. Este capítulo inclui uma breve análise da carteira de crédito das Instituições Financeiras Portuguesas e o impacto das provisões para créditos de cobrança duvidosa nos seus resultados.

No Capítulo 3 são identificados e discutidos vários modelos empíricos e técnicas estatísticas utilizadas em trabalhos anteriores, destacando-se pela grande divulgação e aplicação os modelos de Edward Altman.

O Capítulo 4 apresenta o modelo empírico de pontuação quantitativa de previsão de falência de empresas, utilizando como fonte de informação primária uma base de dados económico-financeiros relativa a dois grupos de empresas do sector da construção, classificadas como falidas e não falidas.

A base de dados foi fornecida especificamente para este trabalho pela empresa *Coface Mope – Serviços de Informação e Gestão de Cobranças, SA*.

A partir da constituição dos referidos dois grupos de empresas, foi construído um modelo de previsão de “incumprimentos” utilizando variáveis económico-financeiras, através do recurso à análise estatística. Este modelo servirá como instrumento de avaliação do risco de crédito de novas propostas de financiamento, libertando o analista/decisor para aquelas operações que face à fraca predição do «modelo», necessitam de um maior nível de investigação e análise.

O Capítulo 5 apresenta as principais conclusões do trabalho, enumera as limitações do estudo, deixando em aberto algumas questões relacionadas com esta temática que poderão ser exploradas em futuras investigações.

PARTE I

REVISÃO DA LITERATURA: ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO E MODELOS DE PREVISÃO DE FALÊNCIAS

Esta parte do estudo é dedicada à revisão da literatura sobre a análise do risco de crédito na actividade bancária e aos modelos *score* de previsão de falências.

Inicialmente, apresenta-se uma revisão da literatura sobre determinadas áreas da análise do risco de crédito, nomeadamente, o conceito, os princípios e os tipos de risco de crédito, descrevendo-se depois os factores críticos a considerar na análise das propostas de crédito.

De seguida, efectua-se uma análise da carteira de crédito das instituições de crédito portuguesas, relevando a importância que assumem os custos para provisões de CCD que estas organizações suportam na sua actividade creditícia.

Por último, apresenta-se a investigação empírica realizada sobre os modelos *score* de previsão de falências, abordando a importância destes modelos como ferramenta de apoio à concessão de crédito e descrevendo alguns dos modelos pioneiros desenvolvidos nos Estados Unidos da América e no Reino Unido. Também são apresentados alguns dos trabalhos realizados em Portugal sobre esta matéria.

CAPÍTULO 2

ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO NA ACTIVIDADE BANCÁRIA

2.1 Introdução

A concessão das primeiras operações de crédito que se tem conhecimento tiveram origem na Roma antiga, época em que surgiu também o conceito de falência, facto que para além de provocar o incumprimento do devedor, pode eventualmente comprometer o próprio negócio do credor.

Já a tradição chinesa acreditava num método para minimizar o risco de insolvência: se um devedor é incapaz de solver a sua dívida ou morre antes do seu reembolso, o crédito pode ser estendido para além da morte. Atitude obviamente insustentável na moderna gestão de crédito.

Neste capítulo apresenta-se uma caracterização da análise do risco de crédito em geral, com particular destaque para as suas implicações na Actividade Bancária.

Inicialmente são identificados os conceitos de risco de crédito, dando especial realce aos princípios de gestão associados ao risco de crédito. São desenvolvidas várias formas de classificação dos riscos de crédito.

Na secção 2.3 pretende-se identificar os factores que o analista deve ponderar e analisar, aquando do pedido de uma operação de crédito. Incluem vários aspectos que influenciam a decisão de crédito como sejam as características da empresa, da indústria onde está inserida e dos agentes com quem a empresa interage (*e.g.* fornecedores, clientes, concorrentes).

Na secção 2.4 apresenta-se a carteira de crédito das Instituições Financeiras portuguesas, tendo em conta a sua repartição entre os dois principais segmentos de mercado (particulares e empresas não financeiras), a evolução do crédito de cobrança duvidosa, incluindo uma análise detalhada sobre o impacto das provisões de CCD nos resultados económicos do sector financeiro.

2.2 Conceito, Princípios e Tipos de Risco de Crédito

A palavra crédito provém do latim *creditum*, de *credere*, o que significa acreditar, ter confiança em “alguém”.

Segundo Taborda, Casanova, Nunes, Cruz, Simões e Antunes (2002: 1.4-1.5), o crédito tem como elementos essenciais a confiança, o risco, o tempo e o juro, podendo ser definido como um acto de troca económica em dinheiro ou espécie entre o credor e o devedor num determinado momento, aceitando o primeiro o risco da respectiva contraprestação ser diferida no tempo, recebendo em troca uma compensação (juro).

O conceito de crédito abrange todo o tipo de operação financeira que implique exposição creditícia da Instituição Financeira, sem que contudo exista necessariamente um desembolso financeiro (*e.g.* Garantia Bancária).

Esta ligação do conceito de crédito à noção de exposição cria, desde logo, a ideia da existência de risco de crédito que consiste na possibilidade de uma instituição financeira não receber, no futuro, os montantes estabelecidos num contrato de concessão de crédito.

Donaldson (1995: vii) define o risco de crédito simplesmente como o risco de não pagamento, ou de não cumprimento, por parte do devedor.

O principal negócio de um banco, apesar de todo o processo de desintermediação financeira verificado com a crescente implementação de uma oferta mais abrangente de produtos complementares e a cobrança de comissões, continua a ser a aplicação dos recursos financeiros em operações creditícias, assumindo o correspondente risco.

A gestão do risco de crédito assume uma importância vital no sucesso de qualquer instituição financeira, constituindo a qualidade dessa mesma gestão um factor chave de competitividade, com maior expressão no médio longo prazo.

O Quadro 2.1 sintetiza dezoito princípios de risco de crédito relacionados com o credor e com o devedor, sobre as quais as Instituições Financeiras devem basear a sua actuação.

Quadro 2.1 – Princípios de Risco de Crédito

Relacionados com o credor	Relacionados com o devedor
A qualidade do crédito é mais importante que a procura de novas oportunidades.	O ciclo do negócio é inevitável.
	Não obstante a dificuldade da análise económico-financeira, o acesso à qualidade da gestão da empresa é vital.
Todo o empréstimo deve ter duas formas de liquidação não relacionadas e existentes desde o princípio.	A garantia do crédito não deve ser considerada uma substituta da sua capacidade de reembolso.
O carácter do devedor – no caso das empresas, os sócios (accionistas) ou gerentes (administradores) – deve estar livre de qualquer dúvida acerca da sua idoneidade.	As garantias do crédito devem ser suportadas por avaliações profissionais independentes.
	Empréstimos a pequenos devedores têm maior risco que a grandes devedores.
Se não entende o negócio não deve emprestar.	É necessário prestar especial atenção sobre certos detalhes de gestão do crédito que podem gerar situações de incumprimento.
O decisor deve sentir-se bem com a decisão que toma em consonância com o seu próprio julgamento.	Os bancos locais devem ser os primeiros a apoiar os devedores locais.
	Se é solicitada uma resposta rápida, ela deve ser “Não”.
O objectivo do empréstimo deve conter a base do seu reembolso.	Os avalistas das operações devem ter tanto interesse na operação quanto os devedores.
Se conhece todos os factos, não será necessário ser um génio para tomar a decisão correcta.	Siga o dinheiro que é emprestado.
	Pense primeiro no banco, o risco cresce quando os princípios de crédito são violados.

Fonte: Adaptado de Hale (1983: 213-218).

A necessidade de exposição ao risco para atingir determinados rendimentos é inerente à própria actividade bancária. Dependendo do autor, existem várias formas de classificação do risco, sendo unanimemente aceite a distinção de dois grandes segmentos de riscos (Tomé, 1999: 103):

- Riscos não sistemáticos (ou incondicionais) são classificados como tendo uma menor dependência da conjuntura pelo que podem ser eliminados, como seja o risco de capital ou o risco de liquidez;

- Riscos sistemáticos (ou condicionais) não podem ser evitados pois dependem directamente das condições económicas, como por exemplo, o risco de crédito, o risco de taxa de câmbio e o risco de taxa de juro.

Para Coleshaw (1989: 38-39) a análise do risco de crédito requer um entendimento sobre as características que influenciam o risco, agrupando-as em duas categorias:

- Clientes - inclui a análise externa do cliente, o seu produto ou serviço, a procura desse produto, a concorrência que enfrenta, quem são os seus próprios clientes, e acima de tudo, a qualidade da sua gestão;
- Características financeiras e de crédito - inclui a avaliação do seu comportamento e experiência de pagamento, referências de crédito, crescimento dos capitais próprios e rendibilidade.

Hale (1983: 169-171) evidencia quatro tipos de risco inerentes à actividade bancária: o risco de crédito, o risco de investimento, o risco de liquidez e o risco de balanço.

O risco de crédito é o principal risco associado à actividade bancária, simplesmente caracterizado como o risco do devedor não cumprir total ou parcialmente as suas obrigações³.

A segunda categoria de risco é o risco de investimento referente ao tipo de aplicações efectuadas (activos). Esta categoria de risco subdivide-se em dois diferentes tipos de risco:

³ Conforme refere Taborda *et al.* (2002: 4.11) este tipo de risco pode ser minimizado através da diversificação (*e.g.*, distribuindo a carteira de crédito por diferentes segmentos de clientes, sectores de actividade, operações e regiões).

- O risco de preço ou mercado associado à volatilidade do preço do bem, normalmente designados por produtos financeiros transaccionados em mercados organizados (*e.g.*, acções ou obrigações);
- O risco de taxa de juro provocado por possíveis variações desfavoráveis das taxas de juro dos mercados que podem originar descidas nos proveitos dos activos ou subidas nos custos dos passivos.

Estes dois tipos de risco, risco de preço e risco de taxa de juro, podem ser cobertos através de adequados instrumentos financeiros como sejam as opções e os contratos a prazo de taxas de juro⁴, respectivamente.

O terceiro risco com que a gestão bancária se depara é o risco de liquidez gerado por situações que impedem o banco de cumprir as suas obrigações a tempo ou pela dificuldade de concessão de novos empréstimos face a crise de fundos. Estas dificuldades de liquidez têm sido ultrapassadas pelas instituições financeiras através da titularização dos seus créditos⁵.

A quarta categoria de risco que os bancos podem assumir resulta da diferença entre as aplicações e as origens de fundos (risco de balanço). Este risco pode ser subdividido em dois tipos, em resultado dos diferentes prazos e/ou moedas entre o activo e passivo do balanço. O primeiro tipo de risco não é evitável visto que por norma os prazos das aplicações (créditos concedidos) são superiores aos prazos dos vencimentos das origens (depósitos captados). O segundo tipo resulta da detenção de activos e passivos em

⁴ Santos e Adegas (1990: 35 e 97) define opção como um instrumento financeiro que dá ao seu detentor o direito, mas não a obrigação, de comprar ou vender um determinado activo (acções, bilhetes do tesouro, obrigações, moedas estrangeira, mercadorias), num certo período de tempo a um preço previamente estabelecido. Por outro lado, a operação de fixação de juro a prazo (*Forward Rate Agreements – FRA*) é um acordo entre duas partes que combinam trocar entre si juros numa data futura, sendo esses juros referidos a um período específico de tempo, com início e vencimento no futuro.

⁵ A publicação do Decreto-Lei n.º 82/2002 de 19 de Abril veio facilitar a constituição de veículos de titularização de crédito para os “quais as instituições financeiras transferem as suas carteiras de créditos, obtendo assim novos fundos para a actividade creditícia”.

diferentes moedas cujo valor pode variar desfavoravelmente. Para este último tipo de risco existem instrumentos financeiros de cobertura como os contratos de câmbio a prazo ou os *swaps* cambiais⁶.

Basu e Rolfes (1995: 61) distinguem três tipos de risco de crédito:

- Risco de contraparte – corresponde à probabilidade de falência ou de incumprimento do devedor num contrato de empréstimo;
- Risco de exposição – provocado pela deficiente avaliação do risco de contraparte, pelo que por exemplo contratos com apenas um reembolso no final do contrato apresentam um grau mais elevado de risco;
- Risco de recuperação – depende da correcta quantificação do valor das garantias que a instituição financeira possui sobre os créditos concedidos, por forma a se fazer ressarcir das eventuais perdas decorrentes do incumprimento do devedor.

2.3 Factores Críticos na Análise das Propostas de Crédito

Na análise de risco de crédito é fundamental conhecer os factores que poderão estar na origem desse risco para que se detecte os “sinais de alerta” existentes nas propostas de crédito e, em tempo oportuno, possam ser tomadas as medidas mais adequadas.

Conforme refere Hale (1983: 1) na sua definição de análise de crédito,

⁶ A operação cambial a prazo (*forward*) consiste num acordo de troca de moeda por outra, numa data futura, sendo a taxa de câmbio estabelecida na ocasião desse acordo (Santos e Adegas, 1990: 15). O *swap* cambial é uma transacção financeira pela qual duas partes estabelecem durante um período de tempo pré-determinado, a troca de capital e juros numa moeda diferente, de acordo com uma regra pré-estabelecida (Santos e Adegas, 1990: 45).

...se um prestamista empresta dinheiro com base na entrega de um relógio de ouro, ele não necessita de análise de crédito. Ele necessita sim de conhecer o valor do relógio. Mas se um banqueiro empresta dinheiro a uma pessoa ou empresa, o banqueiro necessita de análise de crédito para o ajudar a determinar os riscos envolvidos com o empréstimo e a probabilidade do seu reembolso, [...] os fundamentos da análise de crédito moderna são dois: primeiro, é a apreciação das características do negócio do devedor no contexto da sua indústria, e o segundo, a análise do *cash-flow*.

A análise de crédito deverá ser entendida como um estudo do risco de incobrabilidade do crédito solicitado, sendo a matéria-prima desse estudo a informação recolhida pela instituição financeira junto do cliente e de terceiros, cujo rigor e qualidade determinam a eficácia da análise.

Como refere Donaldson (1995: 17), a análise e decisão de crédito deve ser baseada no senso comum combinado com a experiência e o uso inteligente de técnicas adequadas.

Os factores que influenciam o risco de crédito, como se observa de seguida, estão relacionados com o responsável (mutuário) pelo pagamento do crédito, tendo em conta o seu negócio, à luz de um contexto mais abrangente que é o sector ou subsector em que o cliente se insere.

2.3.1 Características da Empresa

A análise creditícia recorre a um conjunto de ideias, mais ou menos sofisticadas, e a uma variedade de rácios financeiros para poder aferir sobre a credibilidade do cliente. Embora a análise às demonstrações financeiras da empresa se possa basear em mais do que dois anos consecutivos, ela não é definitiva, nem suficiente. O mérito do cliente, para além de ser avaliado em termos quantitativos, deve ser também medido através de

critérios qualitativos. Estes, não podem ser descurados, até porque a sua importância cresce na proporção directa dos montantes e prazos dos empréstimos a conceder.

Neste sentido, Batista (1996: 104) defende que as boas decisões de crédito devem ser tomadas com base em informação adequada que contenha elementos sobre a condição financeira e o perfil comportamental do cliente, naquilo em que estiver relacionado com a actividade do seu negócio.

Existem várias técnicas de avaliação seguidas pelos bancos, das quais Coleshaw (1989: 11-22) refere uma técnica denominada *CAMPARI*, que representa as iniciais das seguintes características relevantes do cliente:

- Carácter (*Character*);
- Capacidade (*Ability*);
- Margem financeira (*Margin*);
- Finalidade/objectivo do empréstimo (*Purpose*);
- Montante (*Amount*);
- Reembolso (*Repayment*);
- Garantia (*Insurance*).

Para Coleshaw (1989: 11), o carácter é uma variável subjectiva porque envolve julgamentos pessoais. Contudo, considera que nesta análise os bancos são afortunados visto que têm elementos que lhes permitem antecipadamente perceber os problemas financeiros dos seus clientes face a outros credores (*e.g.*, através da forma de movimentação das contas à ordem, evolução dos saldos médios, cumprimento atempado das obrigações de crédito).

Donaldson (1995: 45) considera que o carácter, no contexto da análise de crédito, significa não só, a capacidade de pagar a dívida, mas igualmente uma forte vontade de cumprir as obrigações nos termos em que foram contratadas, definindo carácter como função da honestidade e integridade do cliente.

Para ajuizar o carácter do cliente existem informações pertinentes, como sejam as situações de incumprimentos ou acções legais contra a empresa que podem ser obtidas junto de organismos como a Central de Riscos do Banco de Portugal, outras instituições de crédito, ou empresas privadas de informação comercial (*e.g. Coface Mope* ou *Dun & Bradstreet*) que reúnem este tipo de informação.

Coleshaw (1989: 13-17) analisa a capacidade de gestão como uma das características mais importantes a ter em conta na análise de crédito, argumentando que este factor condiciona o sucesso ou o fracasso futuro da empresa, embora considere de difícil percepção. Na análise desta variável, o autor recomenda uma análise do produto e/ou serviço da empresa (ao nível da qualidade, *design*, apresentação), da forma como aborda o mercado, do nível de competitividade da concorrência (em número e força concorrencial) e da procura actual e potencial.

Também Cohen (1995: 366) identifica a qualidade de gestão, através de um estudo desenvolvido em França, como uma das principais causas de falência das empresas (entre 51% a 54%). Este autor considera, mesmo que se encontrem outras causas ainda que externas à empresa (como por exemplo, o aumento da concorrência ou a recessão económica), a culpa do insucesso pode ser atribuída à gestão que não soube reagir ao problema, promovendo os ajustamentos necessários em ordem a redefinir a estratégia adequada.

A situação da margem financeira da empresa é fundamental para a avaliação do risco de crédito. A principal técnica de avaliação deste factor consiste no cálculo e interpretação de indicadores económico-financeiros (esta avaliação será desenvolvida de forma individualizada numa das secções seguintes).

Quanto aos três critérios seguintes⁷, a intenção ou a finalidade de qualquer empréstimo determina a possibilidade do seu reembolso, pelo que o analista deverá avaliar se é ou não aceitável.

Em relação ao prazo, os empréstimos de curto prazo são menos arriscados em termos de liquidez, sob o ponto de vista do banco, por ser mais rapidamente reembolsado. Os empréstimos cujo objectivo é financiar investimentos em activo fixo são dotados de um maior nível de risco. Isto acontece porque estes créditos são geralmente de médio e longo prazo. Quanto menor for a liquidez do activo objecto de financiamento, maior é a incerteza do reembolso do empréstimo associado, pois dependerá da conversão de outros activos em meios líquidos.

Quanto ao montante que a empresa necessita, este poderá não coincidir com o valor solicitado ao banco. Nesta situação, que se pode tornar arriscada, o analista deve verificar se o montante é adequado, se foram incluídas todas as despesas adicionais, e no caso de redução do financiamento, se o cliente tem capitais próprios que não ponham em causa a implementação do projecto, e em última estância, o grau de cumprimento das obrigações assumidas perante o banco.

A possibilidade do cliente cumprir o serviço da dívida, ou seja, de reembolsar a dívida e os respectivos encargos nas datas previstas, depende da sua capacidade económico-

⁷ Para maior desenvolvimento em relação ao objectivo do empréstimo, montante e reembolso ver Taborda *et al.* (2002: 1.6-1.19).

financeira, já referida, mas também das suas fontes de liquidez. Esta liquidez é obtida, não só, pela capacidade de gerar fluxos de caixa, necessários ao cumprimento das obrigações atempadamente, mas também através do seu poder negocial no mercado de capitais, e da oportunidade da empresa recorrer a fontes alternativas de financiamento para obtenção de fundos adicionais, mesmo que pontuais.

O património do devedor constitui, em geral, o principal garante do cumprimento das suas obrigações. No entanto, para além desta garantia geral de crédito, podem ser concedidas garantias acessórias, por forma a diminuir, senão eliminar, as eventuais perdas para o banco, no caso do incumprimento se verificar.

A percepção do risco de crédito pressupõe que o banco tenha conhecimento dos principais mecanismos jurídicos, relacionados com os processos de recuperação e falência de empresas. Na verdade, a exigência de uma garantia, não deve limitar-se às suas condições de validade, mas sobretudo à sua eficácia como meio de pagamento.

Em termos jurídicos Taborda e Freitas (1992: 7.4-7.7) evidenciam as seguintes características das garantias pessoais e reais:

- Garantias pessoais são as que responsabiliza(m) outra(s) pessoa(s), para além do devedor, mediante a adstrição do seu património ao cumprimento da obrigação. A fiança e o aval são garantias pessoais;
- Garantias reais são as que conferem ao credor o direito de se fazer pagar, de preferência sobre outros credores, pelo valor ou rendimento de certos bens do próprio devedor ou de terceiros. Neste tipo de garantia enquadram-se a hipoteca, o penhor, a consignação de rendimentos e o arresto.

2.3.2 Mercado da Empresa

Na análise de crédito das operações deve considerar-se as condições económicas externas que afectam a capacidade do mutuário em solver as suas responsabilidades, factores que não são por ele controlados, ou até influenciados.

Freire (1997: 65) defende mesmo que a sobrevivência de qualquer empresa depende da sua capacidade de interacção com o meio envolvente, pelo que a permanente evolução dos mercados e das indústrias geram múltiplas oportunidades e ameaças potenciais, a que as empresas devem saber dar resposta.

A análise do mercado da empresa deve ser feita a dois níveis: meio envolvente contextual, que é comum a todas as organizações e, o meio envolvente transaccional, específico de cada sector (Quadro 2.2).

Quadro 2.2 – Meio Envolvente Contextual e Meio Envolvente Transaccional

Meio envolvente contextual	Meio envolvente transaccional
<ul style="list-style-type: none"> • Económico: determina as trocas de bens e serviços, dinheiro e informação na sociedade; • Sócio-cultural: reflecte os valores, costumes e tradições da sociedade; • Político-legal: condiciona a alocação de poder e providencia o enquadramento legal da sociedade; • Tecnológico: traduz o progresso técnico da sociedade. 	<ul style="list-style-type: none"> • Clientes: consumidores actuais e potenciais dos bens e serviços oferecidos pela indústria, constituindo o seu conjunto o mercado ou a procura; • Concorrentes: competidores actuais e potenciais, bem como os produtos substitutos que satisfaçam as mesmas necessidades do mercado, constituindo o seu conjunto a indústria ou a oferta; • Fornecedores: agentes económicos que prestam serviços ou vendem produtos à indústria; • Comunidade: organizações, indivíduos e factores que partilham recursos e têm interesses directa ou indirectamente relacionados com o mercado e a indústria.

Fonte: Adaptado de Freire (1997: 66-77).

No âmbito do mercado da empresa, segundo um outro enquadramento, Coleshaw (1989: 22) subdivide as características que influenciam o risco de crédito em duas áreas diferentes, designadamente, gerais (tipo de actividade, características e procura do produto, poder da concorrência e perfil do cliente) e financeiras (prazo médio de recebimentos, situações de incumprimento, crescimento do volume de negócios e dos resultados, indicadores de liquidez, endividamento e rendibilidade do capital próprio).

2.3.3 Análise Económico-Financeira da Empresa

A análise económico-financeira da empresa é efectuada a partir das Demonstrações Financeiras disponibilizadas, normalmente Balanço e Demonstração de Resultados referentes aos últimos três anos.

A partir das Demonstrações Financeiras são construídos e interpretados um conjunto de indicadores financeiros, que segundo Coleshaw (1989: 65), constitui o método mais eficiente e eficaz de aferir da capacidade da empresa em solver as suas responsabilidades.

O referido autor acrescenta ainda que a análise das Demonstrações Financeiras, nomeadamente a análise de rácios, tem obrigatoriamente de ser temporal, podendo, por isso, incluir comparações dos documentos de uma forma vertical, em termos absolutos ou relativos, com utilização ou não de gráficos, procurando observar-se tendências.

Esta análise deve incluir comparações com empresas do mesmo sector e dimensão, confirmando outras características da empresa, como seja, a evolução do seu património, a atracção pelo produto ou a capacidade de gestão.

As conclusões a retirar da análise económico-financeira da empresa devem ser moderadas, por um lado, porque as Demonstrações Financeiras traduzem o histórico da empresa, podendo não corresponder ao que irá acontecer no futuro, ou seja, “rendibilidades passadas não garantem rendibilidades futuras” e, por outro, atendendo à fraca credibilidade que muitas vezes estas Demonstrações Financeiras encerram, bem expressas por Coleshaw (1989: 65):

No Reino Unido temos sorte – as Demonstrações Financeiras disponíveis tendem a ser únicas. Em Itália, por exemplo, e em alguns outros países, podem existir até três elementos financeiros, um para os bancos, um para o accionistas e o real para os gestores.

Ainda segundo Neves (2002: 50), a contabilidade tem por objectivo determinar o crescimento do capital da empresa (resultado líquido) numa base de custo histórico, exigindo, por isso, ao analista financeiro a preparação, tratamento e adaptação das informações contabilísticas à metodologia de análise financeira. Contudo, estas correcções são para o analista externo de difícil executabilidade, uma vez que apenas tem acesso a documentos contabilísticos de carácter sintético.

A análise económico-financeira da empresa como forma de avaliação do risco de crédito utiliza como principal ferramenta o cálculo e interpretação de indicadores económico-financeiros, matéria bastante desenvolvida na literatura⁸. Geralmente, esses indicadores dividem-se em quatro classes: liquidez, estrutura, produtividade ou eficiência e rentabilidade:

- Rácios de liquidez – visam conhecer a capacidade da empresa em aceder às suas disponibilidades, ou seja, a aptidão da empresa em fazer face aos seus compromissos de curto prazo, concentrando-se o analista, por isso, na análise

⁸ Ver Brealey e Myers (1998: 765-780), Cohen (1995: 165-180), Neves (2002: 81-90) e Hale (1983: 80-98).

dos seus activos líquidos (existências, créditos sobre clientes, disponibilidades).

Os rácios de liquidez são muito utilizados pelos bancos quando estão a avaliar a eventual concessão de créditos de curto prazo;

- Rácios de estrutura – proporcionam informação sobre a possibilidade dos credores, em caso de cessão da actividade da empresa, se fazerem reembolsar pela liquidação dos activos desta. Pode ser medida pelo peso dos capitais próprios no passivo e no activo, ou seja, através dos rácios de solvabilidade e autonomia financeira, respectivamente;
- Rácios de produtividade ou eficiência – são indicadores que avaliam a eficiência das decisões dos recursos aplicados como, por exemplo, os prazos de pagamento a fornecedores e recebimento de clientes ou a rotação de existências;
- Rácios de rendibilidade – estabelecem a relação entre os resultados e o activo, as vendas e os capitais próprios da empresa.

A capacidade de gerar fluxos de caixa deve ser avaliada não apenas em condições normais (históricos), mas também através de análises de sensibilidade, criando cenários desfavoráveis, como seja, a redução das vendas, o aumento do custo das matérias-primas, a estagnação ou recessão económica do país, *etc.*

2.4 Carteira de Crédito das Instituições Financeiras

2.4.1 Importância da Gestão do Risco de Crédito

A gestão do risco de crédito consiste no processo de controlo do impacto do risco de crédito na instituição financeira (Coleshaw, 1989: 164), o que inclui não só, a identificação, compreensão e quantificação do grau de risco de perda existente, mas

também potencial, relacionado com os créditos, e a consequente tomada de medidas preventivas e de recuperação.

A importância desta temática é realçada por Sinkey (1992: 197) através de um estudo da *Office of Comptroller of the Currency* sobre a falência de bancos, que identifica como a principal causa de degradação financeira dos bancos, a fraca qualidade do seu activo. Para além deste factor que explica a falência de 98% dos bancos, são identificados seis outros factores, com a seguinte ordem decrescente de importância (entre parêntesis indica-se as percentagens de bancos que faliram e nos quais foi identificado esse factor):

- 1 - Fraco planeamento e políticas de gestão (90%);
- 2 - Abuso de confiança (*insider abuse*) (35%);
- 3 - Degradação geral da economia (35%);
- 4 - Fracos sistemas de auditoria e controlo (25%);
- 5 - Fraude financeira (11%);
- 6 - Despesas não contabilizadas (5%).

O objectivo da gestão do risco de crédito não é somente reduzi-lo, mas também acrescentar valor para os bancos⁹. Na verdade, e ao longo dos tempos, o valor acrescentado pelas instituições bancárias tem dependido, fundamentalmente, da sua capacidade de gerir com sucesso o risco de crédito.

A gestão do risco de crédito requer a definição de uma política de crédito que regulamente, através de um conjunto de regras, a gestão do risco da carteira de crédito (que sectores apoiar, grau de concentração ou diversificação, montantes máximos por

⁹ Para um maior aprofundamento sobre a criação de valor e o planeamento estratégico bancário ver o capítulo 11 de Sinkey (1992, 329-348).

cliente) e a gestão do risco da concessão de crédito (quem decide sobre o crédito, mecanismos de avaliação do risco da operação, garantias a exigir).

2.4.2 Carteira de Crédito das Instituições Financeiras

A repartição da carteira de crédito das Instituições Financeiras Portuguesas entre os dois grandes segmentos de mercado, particulares e empresas não financeiras, de acordo com os dados do Banco de Portugal (Quadro 2.3), em 2003, efectua-se de forma equilibrada com pesos de 50,7% e 49,3%, respectivamente.

O peso dos particulares face ao crédito total apresenta uma ligeira quebra em 2003 (50,7%) face a 2002 (51,6%) devido ao fraco crescimento relativo de 1,5% (inferior aos 3,4% registados para o crédito total), em resultado do peso das operações de titularização que registaram um crescimento excepcional de 170% entre 2002 e 2003 (representaram neste último ano 15% do crédito a particulares).

Quadro 2.3 – Distribuição do Crédito Bancário a Empresas e Particulares em 2002 e 2003

Valores: Milhões de Euros

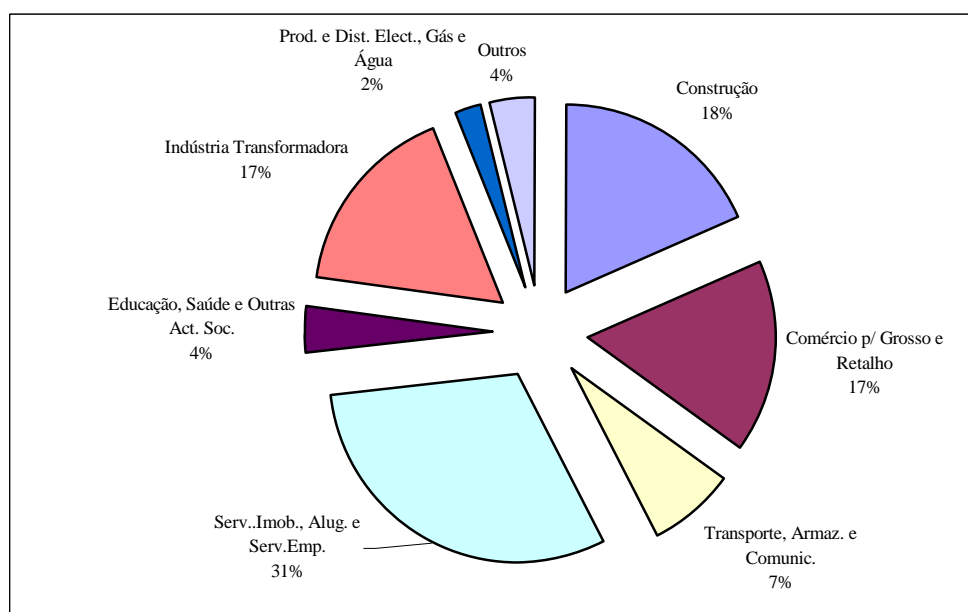
	Dezembro		Variações	
	2003	2002	Absolutas	Rel. (%)
Crédito a Empresas e Particulares				
Crédito a Particulares	84.518	83.244	1.274	1,5
Crédito a Empresas não Financeiras	82.072	77.930	4.142	5,3
TOTAL	166.591	161.174	5.416	3,4
Peso do Crédito a Particulares (%)	50,7	51,6		
Operações de titularização de crédito	12.791	4.733	8.058	170,3

Fonte: Banco de Portugal (2004a).

No que respeita aos particulares, o crédito destinou-se principalmente à aquisição de habitação (78%), segundo o Relatório da Associação Portuguesa de Bancos (2003: 11).

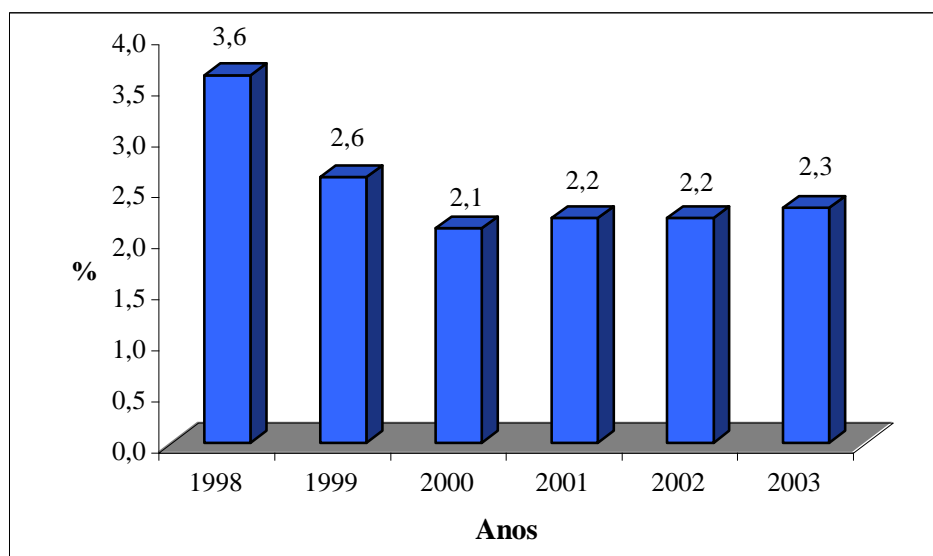
No crédito a empresas não financeiras a repartição por sectores mantém uma certa estabilidade, registando maior expressão o sector do imobiliário, aluguer e serviços prestados por empresas (31%), logo seguido pela construção (18%), conforme evidenciado na Figura 2.1.

Figura 2.1 – Distribuição por Sectores do Crédito a Empresas não Financeiras em 2003



Fonte: Banco de Portugal (2004a).

A evolução do rácio “Crédito de Cobrança Duvidosa / Total de Crédito Concedido” depois de ter estabilizado em volta dos 2,2% entre 2000 e 2002, registou em 2003 uma subida para os 2,3% (Figura 2.2).

Figura 2.2 – Evolução do CCD entre 1998 e 2003

Fonte: Associação Portuguesa de Bancos (2003).

2.4.3 Impacto das Provisões nos Resultados das Instituições Financeiras

Em termos teóricos, o crescimento do risco de crédito é acompanhado pelo aumento das respectivas provisões, não só para riscos gerais de crédito, mas principalmente para crédito de cobrança duvidosa, com consequências negativas nos resultados obtidos.

O quadro regulamentar da actividade das instituições financeiras cabe em geral ao Banco de Portugal¹⁰.

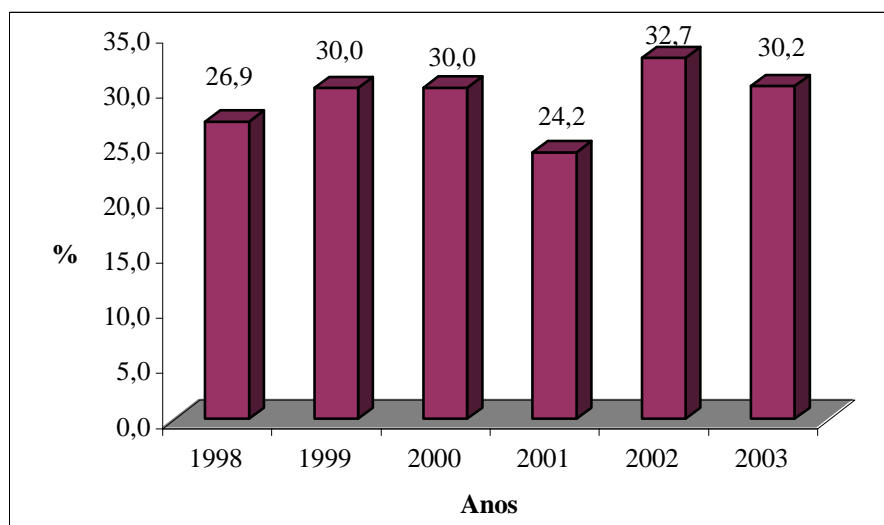
Segundo um estudo do banco norte-americano *Citigroup Smith Barney* (2004) sobre o sector bancário português, as provisões gerais para crédito e específicas para incobráveis, devem representar em 2004, cerca de 41% dos resultados operacionais

¹⁰ Este quadro regulamentar encontra-se, em Portugal, traduzido no Aviso n.º 3/95 de Junho, que veio substituir o Aviso n.º 13/90 de 4 de Dezembro – Anexo 1.

gerados pelos principais bancos cotados em Portugal, o que corresponde ao dobro do esperado para a média europeia.

Esta tendência é verificada na Figura 2.3 através da análise evolutiva entre as provisões criadas para crédito vencido e o produto bancário (composto pela margem financeira e outros resultados correntes, os primeiros incluem juros, proveitos e custos equiparados, enquanto os segundos incluem principalmente comissões bancárias), que após um decréscimo assinalável para 24% em 2001, contra 30% nos dois anos anteriores, volta a crescer em 2002 e 2003 para 33% e 30%, respectivamente.

**Figura 2.3 – Evolução do rácio “Provisões CCD / Produto Bancário”
entre 1998 e 2003**



Fonte: Associação Portuguesa de Bancos (2001, 2002 e 2003).

Numa análise detalhada sobre as sete principais instituições bancárias a operar em Portugal (Quadro 2.4), e que obtiveram um produto bancário total de cerca de 8 mil milhões de euros em 2003, 2,5 mil milhões foram afectos a provisões para crédito vencido, o que corresponde a 31% daquele primeiro valor (este rácio diminuiu ligeiramente para 30% no total do sistema financeiro para o mesmo período).

Quadro 2.4 – Sete principais Instituições Bancárias portuguesas em 2003

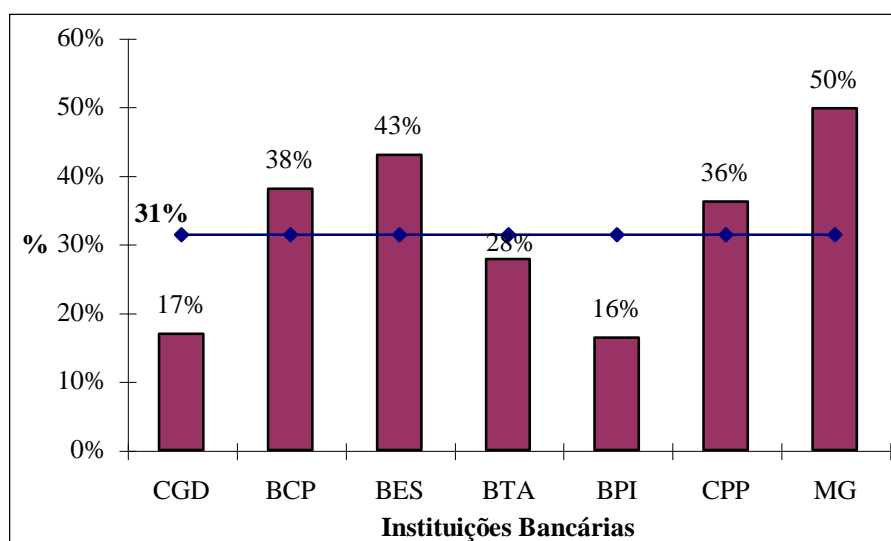
Valores: Milhões de Euros

BANCOS	Activo	Resultado Líquido	Prod. Bancário	Provisões
CGD	74.172	667	1.768	300
BCP	67.688	438	2.574	979
BES	43.283	250	1.411	606
BTA	28.824	241	923	256
BPI	26.195	164	775	127
CPP	14.078	52	245	89
MG	12.115	21	294	146
TOTAL	266.355	1.833	7.990	2.503

Fonte: Banco de Portugal (2003).

Na Figura 2.4 verifica-se que no conjunto destas sete instituições, a CGD e o BPI registam o melhor desempenho, tendo constituído menos provisões para crédito vencido face ao produto bancário, respectivamente, 17% e 16%, ao contrário do BES e do MG que penalizam mais fortemente os seus resultados líquidos face às provisões criadas, 43% e 50%, respectivamente.

Figura 2.4 – Rácio “Provisões CCD / Produto Bancário” das sete principais Instituições Bancárias portuguesas em 2003



Fonte: Associação Portuguesa de Bancos (2003).

O montante de provisões constituídas para CCD, de uma forma geral, absorve grande parte dos resultados líquidos obtidos pelos bancos, pelo que uma melhoria da gestão do risco de crédito concedido, permitirá seguramente, uma redução do montante das provisões e, conseqüentemente, um aumento da rendibilidade das instituições bancárias.

Ainda em relação a este efeito provocado pela constituição de provisões para CCD, é necessário acrescentar outros tipos de custos, tais como, acompanhamento e contactos permanentes com os clientes que incorrem em incumprimento, novas análises e negociações por forma a criar alternativas de pagamento, despesas com contencioso para a recuperação de créditos por via judicial, ou mesmo, a perda definitiva do crédito, e ainda, outras precauções adicionais a serem tomadas pelo banco para manter a qualidade da sua carteira de crédito.

O Novo Acordo de Capital de Basileia II (Apêndice 1) tem agendada a sua implementação para o início de 2007, visando substituir as actuais regras de Basileia I de 1988, com as quais se regem actualmente as instituições financeiras, e que obriga os bancos a cobrir com capitais próprios cerca de 8% do crédito concedido, independentemente do devedor. O novo acordo tem como objectivo criar um sistema financeiro mais estável e eficiente em todo o mundo, ao uniformizar a base de capital que os bancos usarão para fazer face ao risco, reforçando a cultura do risco.

Estas medidas obrigarão, contudo, a significativos investimentos na melhoria dos sistemas de informação, implementação de modelos de *rating* internos¹¹ e formação dos recursos humanos.

¹¹ Os bancos com as novas regras de Basileia II poderão escolher entre três métodos de avaliação de risco: o método *standard* (o mais simples, no qual os bancos recorrem a agências de *rating* para avaliarem o risco dos seus créditos); o método dos *ratings* internos *foundation* (versão simplificada); e o método dos *ratings* internos *advanced* (versão avançada). Quanto mais avançado for o método escolhido pelos

Um estudo da *Mercer Oliver Wyman* (2003) estima que o custo da implementação de Basileia II poderá corresponder a 0,05% do total de crédito a clientes, que no caso português, com base nos dados do Banco de Portugal de 2002, poderá ascender a cerca de 100 milhões de euros a suportar pelo sistema financeiro.

bancos, melhor será a sua capacidade para avaliar o risco de crédito que concede, e menor será, em princípio, o volume de capital afecto aos requisitos mínimos para risco de crédito, não se esperando, inversamente, que os bancos que optem pelos métodos *standard* consigam poupanças de capital. A migração do método *standard* para métodos mais sofisticados, só poderá ser concretizada com o aval do supervisor do país. No caso português, o Banco de Portugal tem de avaliar a eficácia do sistema de *rating* interno de cada banco, por forma a se qualificar para os métodos mais avançados.

CAPÍTULO 3

MODELOS *SCORE*

DE PREVISÃO DE FALÊNCIAS

3.1 Introdução

A análise financeira tradicional através da utilização de diferentes instrumentos e dados financeiros, como sejam, fundo de maneiio, rácios e mapas de fluxos tem servido o propósito de diagnosticar o desempenho global da empresa e avaliar a sua situação financeira.

Neste âmbito, a análise económico-financeira também tem permitido avaliar a capacidade da empresa em gerar meios financeiros necessários ao reembolso de créditos, servindo, por isso, para os credores como forma de avaliarem o nível de risco de crédito de empresas.

No entanto, conforme alerta Brealey e Myers (1998: 786), a análise dos dados financeiros de uma empresa comporta o risco de «afogamento», na enorme quantidade de dados que podem ser utilizados nesta investigação.

A multiplicidade de indicadores levanta outro tipo de problemas, sintetizados por Cohen (1995: 369):

- A selecção dos indicadores adequados;
- A possível divergência entre os resultados que se podem obter;
- Interdependência entre as diferentes características evidenciadas.

A necessidade de procurar uma notação global através da consideração simultânea de vários indicadores levou ao surgimento de modelos estatísticos de avaliação de empresas, nomeadamente na previsão de falência de empresas.

Neste capítulo apresenta-se uma breve caracterização dos modelos *score*, visando referenciar os principais modelos empíricos, sintetizar as suas conclusões em termos de resultados e identificar as variáveis (rácios) previstas pelos vários modelos como mais importantes na previsão de falência de empresas.

Inicialmente expõe-se o papel dos modelos *score*, referindo as principais vantagens e desvantagens da sua utilização na análise do risco de crédito. De seguida, caracterizam-se os métodos estatísticos utilizados na avaliação do risco de falência de empresas – unidimensionais e multidimensionais.

Descrevem-se alguns dos modelos *score* de avaliação de empresas, desenvolvendo-se em primeiro lugar, o modelo estatístico unidimensional pioneiro de Beaver (1967), posteriormente substituído por modelos estatísticos multidimensionais, dos quais se destacam pela sua enorme divulgação os trabalhos de Altman (1968, 1977).

Tendo em consideração a investigação empírica que se pretende desenvolver, descrevem-se outros modelos de previsão de falências desenvolvidos nos EUA e no Reino Unido, sem deixar de expor também alguns trabalhos desenvolvidos em Portugal.

Com o intuito de obter uma certa uniformidade no presente estudo, em certos modelos, procedeu-se à alteração da forma de apresentação dos rácios nos textos originais.

3.2 Papel dos Modelos Score

As situações de insolvência afectam negativamente uma ampla diversidade de agentes económicos, que sofrem ou podem vir a sofrer prejuízos importantes como consequência da crise ou fracasso das empresas.

Neste sentido, Trigo (1997: 15-16) realça sete utilizadores eventualmente interessados na evolução do desenvolvimento de uma empresa, nomeadamente na antecipação dessa crise ou fracasso, tendo em conta os seus objectivos específicos:

- Investidores e analistas financeiros – análise de aquisição ou venda de participações financeiras;
- Accionistas – previsão do êxito ou fracasso empresarial;
- Entidades financeiras – análise da concessão de créditos;
- Clientes, fornecedores, trabalhadores e outros – desenvolvimento das suas relações comerciais e laborais;
- Auditores – avaliação do cumprimento do princípio da continuidade da gestão;
- Economistas e consultores externos – previsão das crises e reorganizações empresariais;

- Directores – planificação estratégica e definição das medidas de controlo.

A ausência de uma teoria financeira que explique o risco de insolvência, associada ao interesse que este fenómeno tem para a economia em geral e para os diferentes agentes económicos em particular, levou ao desenvolvimento de numerosas propostas de modelos de previsão de falência de empresas (Silva e Fernandes, 2003: 45).

Também Coleshaw (1989: 91) defende a utilização de sistemas de pontuação do risco de crédito com base num número reduzido de informações, nomeadamente indicadores financeiros que permitem antecipar uma eventual situação de debilidade financeira da empresa.

Num contexto de forte concorrência, em que a rapidez de resposta por parte das instituições financeiras é um factor crítico de sucesso na concretização ou não da operação de crédito, estes modelos estatísticos ganham crescente importância, não só nos EUA, mas também no Japão e Europa (Neves, 2002: 167).

Cohen (1995: 371) define um modelo *score* como um indicador de síntese ou de notação global composto por um conjunto de variáveis (rácios, por exemplo), consideradas em simultâneo, cujos valores permitem diferenciar as empresas de «risco» das empresas «normais».

Segundo Silva (1983: 100), as principais vantagens da utilização de modelos *score* na análise de crédito são:

- Elimina a subjectividade do decisor, criando maior uniformidade na resposta;
- Permite uma maior segurança na decisão, pois baseia-se em critérios objectivos;

- O processo de análise é mais rápido, nomeadamente sobre a situação económico-financeira da empresa.

Uma outra vantagem dos modelos estatísticos, referida por Coleshaw (1989: 91) e Edwards (1986: 106-107), é a possibilidade dos bancos terem um processo sistemático de revisão do risco da carteira de crédito.

As exigências propostas pelo Novo Acordo de Basileia II para as instituições financeiras vêm também neste sentido, visto que os critérios mais exigentes deste acordo obrigam à constituição de bases de dados económico-financeiros, a fim de permitir uma gestão melhorada dos seus créditos.

Os modelos *score* têm, contudo, várias desvantagens que Silva (1983: 100) resume nos seguintes pontos:

- Dificuldade em integrar outros factores possíveis de influenciar o desempenho da empresa;
- A limitação do uso de um único modelo para avaliar empresas com diferentes localizações e sectores de actividade;
- O carácter histórico na obtenção de elementos que são aplicados posteriormente noutras empresas leva à perda da sua eficácia.

Coleshaw (1989: 91-92) também inúmeras outras dificuldades, como seja:

- A quantidade de informação e exactidão da mesma na elaboração do modelo;
- A complexidade e o tempo despendido na construção do modelo, embora reconheça que o apoio informático possa minorar esta desvantagem;

- Alguns defeitos na construção do modelo *score* podem seriamente reduzir a sua eficácia;
- A falta de testes mais rigorosos para validação de alguns modelos;
- Por último, os modelos não devem constituir o único factor para a tomada de decisão de crédito.

Cohen (1995: 378) considera ainda que o método dos *scores* ao reunir um conjunto de indicadores complexos numa nota global apresenta um carácter redutor.

3.3 Modelos Estatísticos

Os modelos estatísticos de avaliação do risco de falência de empresas são sintetizados por Neves (2002: 173) através das seguintes fases:

- Definir as características mutuamente exclusivas de cada um dos grupos que se pretende analisar (*e.g.* empresas falidas e empresas não insolventes);
- Recolher os dados sobre uma amostra de empresas de cada um dos grupos definidos anteriormente;
- Derivar combinações lineares sobre os dados da amostra que melhor discrimina as empresas, ou seja, que minimiza a probabilidade de erro de classificar mal cada uma das empresas no grupo respectivo.

O primeiro modelo de análise estatística utilizado para encontrar os parâmetros financeiros que melhor diferenciavam o primeiro grupo de empresas do segundo grupo foi o modelo unidimensional, posteriormente, passou-se a utilizar o modelo multidimensional; ambos são analisados nas secções subsequentes.

3.3.1 Modelos Estatísticos Unidimensionais

A análise unidimensional baseia-se numa única variável. A maioria dos estudos efectuados sobre a previsão de falências de empresas utilizando este tipo de modelo estatístico tem origem nos EUA, e assenta na capacidade de previsão dos rácios financeiros analisados de forma isolada.

O interesse pelo estudo da evolução dos valores dos rácios financeiros com o objectivo de distinguir empresas com bom desempenho e empresas com dificuldades financeiras, remontam aos anos sessenta.

Beaver (1967) partiu de uma amostra de 79 empresas industriais com dificuldades financeiras e comparou-as com outras tantas empresas de forma emparelhada (mesmo ramo da indústria e com a mesma dimensão do activo), mas sem dificuldades financeiras ao longo de um período de 11 anos (1954 a 1964).

Este estudo foi efectuado através da utilização inicial de 30 rácios recolhidos da literatura que foram agrupados em 6 grupos com “elementos comuns” (*cash-flow*, rendibilidade, endividamento, liquidez, estrutura e funcionamento).

Nesta investigação, Beaver (1967) usou um teste de classificação dicotómica que consistiu na ordenação de cada uma das variáveis (rácios) dos dois grupos de empresas (“falidas” e não insolventes). Em seguida estabeleceu para cada um dos indicadores um valor crítico (ponto de separação) que minimizasse a percentagem de classificações incorrectas de cada uma das empresas dos referidos dois grupos.

A percentagem de empresas correctamente classificadas traduziria o índice de capacidade de previsão do indicador. Os valores dos rácios apresentados pelas empresas com dificuldades, teriam assim capacidade de prever, uma eventual crise financeira de outras empresas.

Este autor identificou cinco indicadores com maior capacidade de discriminação entre os dois grupos de empresas:

- Autofinanciamento / Passivo Total;
- Resultados Líquidos / Activo Total;
- Passivo Total / Activo Total;
- Necessidades de Fundo de Maneio / Activo Total;
- Activo Circulante / Passivo de Curto Prazo.

Dos cinco rácios estudados, Beaver (1967) concluiu que o primeiro é o mais importante, visto que classifica correctamente 87% das empresas um ano antes da falência, descendo para 79%, 77%, 76% e 78% entre o segundo e o quinto ano anteriores.

As principais conclusões que se podem retirar do estudo de Beaver (1968) são:

- Ao contrário das distribuições dos valores dos rácios das empresas em boa situação financeira que demonstram uma certa estabilidade dos seus indicadores ao longo do tempo, essas distribuições nas empresas em vias de falência degradam-se com o aproximar do momento da falência;
- Nem todos os rácios têm a mesma capacidade de previsão do estado de falência das empresas;
- Os rácios são mais precisos a detectar uma situação de não falência do que a própria falência.

As críticas apontadas a este tipo de análise fundamenta-se no fraco poder discriminante de cada variável estudada individualmente, na medida em que não considera a interdependência existente entre as diferentes variáveis (Reis, 1997: 18).

3.3.2 Modelos Estatísticos Multidimensionais

As críticas dirigidas à estatística univariada realçam a necessidade de utilizar uma análise global da situação financeira da empresa, a partir de um conjunto de rácios considerados em simultâneo. A estatística multivariada permite a análise simultânea de duas ou mais variáveis.

A abordagem multidimensional adoptada na maioria dos modelos *score* faz a avaliação global da situação financeira da empresa através da classificação de um conjunto de n indivíduos (empresas), pertencentes a uma amostra, e caracterizados por m variáveis (rácios financeiros) considerados em simultâneo.

É nesta abordagem que assenta a análise discriminante múltipla que se emprega para identificar as características que distinguem os membros de um grupo das de outro(s), de modo que, conhecidas as características de um novo indivíduo (empresa), se possa prever a que grupo pertence.

Reis (1997: 202) evidencia que esta técnica foi originalmente desenvolvida na botânica. A sua aplicação teve como objectivo fazer a distinção de grupos de plantas com base no tamanho e tipo de folhas para que, posteriormente, fosse possível classificar as novas espécies encontradas. A aplicação da análise discriminante rapidamente se generalizou a outras ciências.

Os grupos são previamente definidos de acordo com um determinado critério relacionado com o tipo de estudo a fazer, pelo que os segmentos a que cada indivíduo pertence constituem as categorias da variável nominal ou qualitativa usada para definir os grupos. Esta variável poderá ser dicotómica (empresas falidas ou não falidas) ou ter categorias múltiplas (empresa de risco “elevado”, “médio” e “baixo”).

A análise multidimensional, na sua forma mais simples, recorre a uma combinação linear dos indicadores mais significativos, ou seja, através do cálculo de uma função discriminante (*score*) assim definida:

$$Z = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \dots + \alpha_n X_n$$

As diferentes fórmulas variam em função dos indicadores escolhidos, as variáveis (X_1, \dots, X_n), e os coeficientes de ponderação ($\alpha_1, \dots, \alpha_n$).

O processo da análise discriminante inicia-se com a recolha de uma amostra de n empresas que é dividida em dois grupos, uma de empresas com dificuldades financeiras/falidas e outro de empresas saudáveis/não insolventes e, um conjunto de m indicadores que correspondem às medidas financeiras de cada uma das empresas. O objectivo consiste em identificar os indicadores mais significativos e definir uma função Z que traduza uma combinação linear dos indicadores que melhor diferenciam os dois grupos.

A segunda etapa do processo visa testar a validade da função discriminante no conjunto de empresas originais e comparar os agrupamentos conseguidos com os grupos pré-definidos, estimando-se a percentagem de casos correctamente classificados a partir das variáveis utilizadas.

Neste processo de classificação é ainda possível considerar os custos de eventuais erros dessa classificação quando se procede à reafecção, os quais se denominam erros Tipo I e Tipo II. O primeiro corresponde ao custo de classificar como saudável, uma empresa com dificuldades financeiras, e o segundo, o custo de classificar uma empresa saudável como tendo dificuldades financeiras.

Altman (1968) foi pioneiro na aplicação da análise discriminante múltipla a esta problemática com um estudo aplicado nos EUA. A partir de então, diversos investigadores aplicaram idêntica metodologia a amostras de empresas de vários países.

Taffler (1994: 3) compara o *Z-Score* a um termómetro, dado que o resultado da aplicação do modelo sobre uma determinada empresa indica a medida exacta da sua saúde financeira. O autor refere que se o *Z-Score* for inferior ao indicado pelo modelo, a empresa situa-se numa zona de risco e tem um perfil financeiro idêntico a negócios que falharam anteriormente, bem como uma probabilidade elevada de se confrontar, no futuro, com uma situação de falência.

Quanto à utilização de metodologias alternativas (análise discriminante quadrática e análise logística) para efectuar o estudo sobre a previsão de falência de empresas, Taffler (1994: 6) conclui que os resultados em termos de eficácia geralmente não diferem do modelo discriminante linear convencional.

Também Altman (1993: 316) refere que a partir dos anos 80 surgiram outros métodos alternativos de avaliação de risco de incumprimento, como seja a análise logística desenvolvido por Ohlson (1980) e os modelos não paramétricos como a árvore binária de decisão de algoritmo (*recursive partitioning analysis*) desenvolvido por Frydman, Altman e Kao (1985). Não obstante estes métodos terem proporcionado boas

capacidades predictivas com resultados similares à análise discriminante, não revelaram aplicação prática, nomeadamente, na construção de modelos *score* para a gestão do risco de crédito.

A construção de Modelos de Inteligência Artificial (*Artificial Intelligence Systems*) surge como uma nova forma de aplicação à classificação de empresas, concebido através de um método denominado *Neural Network System* (NN). Mediante a opinião de experientes auditores financeiros especializados, uma empresa é classificada como estando ou não em situação financeira difícil com base nas suas Demonstrações Financeiras (Coats e Fant, 1993: 143-144).

As redes neurais podem ser definidas como um algoritmo de inteligência artificial assente em unidades de processamento interrelacionadas que processam “inteligentemente”, um conjunto de elementos induzidos no sistema denominados *inputs* (*e.g.* rácios financeiros) que são associados a determinados *outputs* (*e.g.* empresa falida ou em situação financeira difícil com base na informação dos auditores).

Coats e Fant (1993: 143) referem vários estudos em que o *Neural Network Models* registam, pelo menos, capacidade de previsão de falência idêntica à da Análise Discriminante, sugerindo que a vantagem daqueles modelos está na capacidade de detectar antecipadamente a falência de empresas, bem como a obtenção de resultados classificativos correctos no mínimo de 80% dos casos quatro anos antes da falência.

No entanto, o processo de construção da rede envolve um conjunto de problemas identificados por Altman, Marco e Varetto (1994: 515):

- Os estágios de aprendizagem podem ser muito longos;

- Na redução do erro, o sistema pode estabelecer um mínimo local e não um mínimo absoluto, sem ser capaz de determinar o ponto óptimo;
- As oscilações que ocorrem na construção da rede na fase de aprendizagem podem fazer passar por um determinado ponto mínimo mais do que uma vez;
- Quando a situação actual é significativamente diferente da que serviu de base ao processo de aprendizagem, torna-se necessário repetir a fase de aprendizagem;
- A análise do processo de conexão e ponderação dos vários pontos do modelo é complexa e de difícil interpretação, o que torna difícil identificar as causas dos erros ou das respostas defeituosas.

Altman *et al.* (1994) reconhecem também vantagens no uso destes modelos: apresentam resultados iguais ou até superiores aos obtidos pela análise discriminante, e permitem identificar três tipos de respostas (empresas saudáveis, vulneráveis e falidas), o que torna bastante interessante a sua aplicação prática na gestão do risco de crédito.

Outros desenvolvimentos se esperam, e conforme refere Altman (1993: 244) sobre estes novos modelos de previsão de falência,

... o futuro da aplicação da inteligência artificial na classificação de falência de empresas é excitante mas não sem incertezas e dúvidas. Estamos atentos a um conjunto de tentativas práticas de introduzir esta técnica no campo dos serviços financeiros, particularmente na área de análise de crédito, nos EUA e na Europa. Enquanto muitas dessas recentes tentativas não conhecem grande sucesso, podem estar certos que elas continuarão, e que estaremos atentos a esses progressos.

3.4 Descrição dos Modelos de Previsão de Falências

No Apêndice 2 apresenta-se um quadro resumo de estudos empíricos sobre a previsão de falência de empresas, no qual se verifica que a técnica estatística mais utilizada tem sido a análise discriminante, seguida da análise logística e redes neurais.

Os EUA regista o maior número de estudos sobre a previsão de falência de empresas, a que não será alheio, o facto de ter sido neste país que surgiram as primeiras investigações empíricas sobre esta matéria. Outros países se seguiram, designadamente Reino Unido, Espanha, Austrália ou Portugal.

Em geral, têm sido utilizadas amostras constituídas por grandes empresas, embora mais recentemente se comece a dar atenção à PME. Os critérios de emparelhamento das amostras entre os dois grupos de empresas (falidas e não insolventes) têm sido os seguintes: sector, dimensão e ano das demonstrações financeiras.

A definição da insolvência adoptada tem sido, maioritariamente, a forma legal de falência, embora alguns estudos assentem noutras alternativas, como o incumprimento bancário ou a suspensão de pagamentos.

Nas secções seguintes efectua-se uma breve caracterização de alguns modelos *score* desenvolvidos por vários autores com dados de empresas norte-americanas, inglesas e portuguesas. O Apêndice 3 apresenta um resumo comparativo destes estudos, relativamente à dimensão das amostras e ao número de variáveis, enquanto o Apêndice 4 sintetiza os resultados classificativos dos modelos *score*.

3.4.1 Modelo de ALTMAN (1968)

O modelo de Altman (1968: 593) partiu de uma amostra de 66 empresas, das quais 33 entraram em processo de falência, e 33 (retiradas de uma base aleatória) apresentavam uma situação económico-financeira equilibrada. Estas empresas pertenciam a um único sector de actividade (indústria) e registavam um volume de activos semelhante no período compreendido entre 1946 e 1965. Selecionou inicialmente 22 rácios que classificou em cinco categorias: liquidez, rendibilidade, endividamento, solvência e funcionamento.

Dos 22 rácios iniciais, identificou 5 que conseguiram, conjuntamente, a melhor previsão sobre a possibilidade da empresa incorrer numa situação de falência.

A partir destas variáveis, Altman (1968: 594) construiu a seguinte função discriminante, a que denominou por Z^{12} :

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

Onde:

X_1 = Fundo de Maneio Líquido / Activo Total;

X_2 = Resultados Líquidos Retidos / Activo Total;

X_3 = RAJI / Activo Total;

¹² Para uma apresentação mais simples e prática, Altman (1993: 188) propôs uma função em que as quatro primeiras variáveis (X_1 a X_4) são alteradas para um formado percentual, mantendo a quinta (X_5) um valor absoluto, tendo ainda sido objecto de arredondamento para 1,0. O Z inicial passou a:

$$Z = 1,2 X_1 + 1,4 X_2 + 3,3 X_3 + 0,6 X_4 + 1,0 X_5$$

$$X_4 = \text{Valor de Mercado das Acções}^{13} / \text{Passivo Total};$$

$$X_5 = \text{Vendas} / \text{Activo Total}.$$

Altman (1968: 598) concluiu que para as empresas falidas, o *score Z* regista uma média de -0,29, enquanto para as empresas numa situação económica normal os valores de *Z* são em média iguais a +5,02. Admitiu como ponto médio de separação destes dois grupos o valor 2,675, pelo que valores inferiores a 2,675 corresponderiam a empresas falidas, enquanto que valores superiores eram classificadas como não falidas.

A aplicação do modelo estimado com base na amostra composta por 33 empresas falidas e 33 não falidas, obteve os resultados classificativos evidenciados no Quadro 3.1.

O modelo regista um erro Tipo I de 6,1% e um erro Tipo II de 3,0%, o que totaliza uma classificação correcta de 95,5%.

¹³ Face às críticas apontadas ao modelo pelo facto de não ter sido aplicado a empresas não cotadas, Altman efectuou em 1983 duas revisões ao modelo inicial (Altman, 1993: 202), tendo obtido duas novas funções a que designou *Z'* e *Z''*.

Na primeira revisão, Altman (1983) substituiu o valor de mercado do capital da variável X_4 (Valor de Mercado das Acções/Passivo Total) pelo respectivo valor contabilístico, tendo obtido uma nova função que designou *Z'*:

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

Em que a média das empresas Falidas e Não Falidas é, respectivamente, 0,15 e 4,14.

Numa segunda revisão, e a fim de minimizar o efeito provocado pelo sector, visto existirem indústrias que apresentavam uma rotação do activo muito baixa, eliminou a variável X_5 (Vendas/Activo Total Líquido), tendo obtido assim uma nova função a que denominou *Z''*:

$$Z'' = 6,56 X_1 + 3,26 X_2 + 6,72 X_3 + 1,05 X_4$$

A média das empresas Falidas e Não Falidas é -4,06 e 7,70, respectivamente.

Quadro 3.1 – Classificações obtidas pelo Modelo de Altman (1968)

	Números correctos	Percentagem correcta	Percentagem de erro	N
Tipo I	31	93,9%	6,1%	33
Tipo II	32	97,0%	3,0%	33
Total	63	95,5%	4,5%	66

Fonte: Adaptado de Altman (1968: 599).

No sentido de validar a capacidade predictiva do modelo obtido, Altman (1968) recolheu uma segunda amostra composta por 25 empresas falidas e 66 empresas não falidas, todas do sector industrial, à semelhança da amostra original.

Surpreendentemente, na segunda amostra registou um erro Tipo I inferior ao da primeira amostra (apenas uma empresa falida foi classificada como não insolvente), ou seja, 4,0% contra 6,1%, respectivamente.

No entanto, a aplicação do modelo discriminante estimado a esta nova amostra classificou 14 empresas não falidas no primeiro grupo (erro Tipo II de 21,2%), totalizando uma capacidade predictiva correcta de 83,5%.

Numa análise mais detalhada sobre estes erros (Tipo II), Altman (1968) verificou que 12 das 14 empresas não insolventes mal classificadas registavam valores Z que variavam entre 1,81 e 2,67 (*cutoff* de 2,675), tendo por isso definido esta área como uma “zona de ignorância” onde se encontravam a maioria dos erros. A partir desta redefinição, o autor conseguiu reduzir os erros de classificação, e apenas duas empresas não falidas foram classificadas como tendo dificuldades financeiras. Esta alteração

permitiu aumentar o poder classificativo para 96,7%, embora uma parte dos erros tenha ficado inserida na zona cinzenta definida (denominada por Altman por *gray area*).

Não obstante os bons resultados obtidos, Coleshaw (1989: 92) apresenta três problemas de aplicabilidade do modelo *Z-Score*:

- O modelo deve ser reajustado para aplicações em realidades diferentes, o que implica a construção de um modelo análogo utilizando a análise discriminante multidimensional, situação no entanto, incomportável para muitos fornecedores de crédito;
- O modelo funciona a partir de um conjunto de dados que nem sempre está disponível para empresas mais pequenas, precisamente aquelas que têm maior tendência para declarar falência;
- Em termos estatísticos, a amostra tem que ser constituída por um pequeno número de empresas para obter um bom modelo de previsão.

Contudo, Coleshaw (1989: 92) afirma que o modelo *Z-Score* cumpre as suas responsabilidades enquanto modelo, permitindo que o analista reconheça antecipadamente o potencial de falência através da evolução anual dos valores que a empresa apresenta.

Face a algumas das referidas dificuldades, Altman continuou as suas investigações tendo testado o seu modelo *Z-Score* com uma amostra de empresas falidas entre 1969 e 1975, conjuntamente com outros investigadores, e desenvolvido um novo modelo, conforme se pode observar na subsecção seguinte.

3.4.2 Modelo de **ALTMAN, HALDEMAN e NARAYANAN (1977)**

Face às críticas então apontadas ao modelo *Z-Score*, Altman, Haldeman e Narayanan (1977) sentiram necessidade de desenvolver um novo modelo que tivesse em conta as alterações do mundo financeiro e empresarial da década de 70, designadamente:

- A necessidade de utilizar dados actualizados que permitissem introduzir alterações verificadas ao nível das demonstrações financeiras, e dados de empresas que recentemente tivessem entrado em processo de falência;
- A falência passou a atingir de forma significativa as grandes empresas, enquanto que os modelos anteriores assentavam em amostras compostas por empresas de menor dimensão¹⁴;
- Um novo modelo, justificava-se igualmente, no sentido de introduzir os avanços da aplicação da análise discriminante;
- Os modelos anteriores baseavam-se em empresas do sector industrial, entendendo os autores que estes modelos podiam ser aplicados também a empresas do comércio.

O modelo desenvolvido por Altman *et al.* (1977) foi denominado por modelo *ZETA*, tendo para a sua construção recorrido a uma amostra composta por 53 empresas falidas, emparelhadas com 58 empresas não falidas de acordo com o sector e ano a que se referiam os dados. O estudo foi iniciado com 27 rácios e terminou com um modelo composto por sete variáveis:

$$X_1 = \text{Rendibilidade Económica do Activo} = \text{RAJI} / \text{Activo Total};$$

¹⁴ Esta amostra diferia substancialmente da amostra *Z-Score*, uma vez que as empresas escolhidas para a amostra tinham um montante médio de activos de 100 milhões de dólares, enquanto na amostra de 1968 a empresa de maior dimensão tinha um activo de 25 milhões de dólares.

X_2 = Estabilidade da Rendibilidade = desvio padrão da Rendibilidade Económica do Activo (variável X_1), tendo em conta os dez últimos exercícios;

X_3 = Serviço da Dívida = Log (RAJI / Custos Financeiros);

X_4 = Rendibilidade Acumulada = Resultados Líquidos Retidos / Activo Total;

X_5 = Liquidez Geral = Activo Circulante / Passivo de Curto Prazo;

X_6 = Capitalização = Capital Próprio (valor de mercado) / Capital Permanente;

X_7 = Dimensão da Empresa = Log (Activos Tangíveis).

Os coeficientes do modelo não foram disponibilizados visto este modelo ter sido criado com o objectivo de ser comercializado pela *ZETA Services, Inc.*. No entanto, sabe-se que a variável mais importante é a Rendibilidade Acumulada (X_4) seguida pela Estabilidade da Rendibilidade (X_2), e a menos significativa é a Rendibilidade Económica do Activo (X_1).

Nesta fase do estudo, torna-se interessante efectuar uma comparação dos resultados entre o modelo *Z-Score* de 1968 e o modelo *ZETA* de 1977:

Quadro 3.2 – Modelo Z-Score e Modelo ZETA

Anos anteriores à Falência	Modelo ZETA		Modelo Z-Score		Modelo Z-Score, Amostra ZETA		Variáveis Z-Score, parâmetros ZETA	
	Falência	Não Falência	Falência	Não Falência	Falência	Não Falência	Falência	Não Falência
1	96,2%	89,7%	93,9%	97,0%	86,8%	82,4%	92,5%	84,5%
2	84,9%	93,1%	71,9%	93,9%	83,0%	89,3%	83,0%	86,2%
3	74,5%	91,4%	48,3%	n.d.	70,6%	91,4%	72,7%	89,7%
4	68,1%	89,5%	28,6%	n.d.	61,7%	86,0%	57,5%	83,0%
5	69,8%	82,1%	36,0%	n.d.	55,8%	86,2%	44,2%	82,1%

Fonte: Adaptado de Altman (1993: 216).

A análise do Quadro 3.2 não deixa dúvidas quanto à superioridade do modelo *ZETA*, sendo de destacar:

- O modelo *ZETA* tem uma resposta acertada para 96% das empresas falidas um ano antes da falência, enquanto o modelo *Z-Score* reduz esse valor para 94%;
- A capacidade de classificar correctamente as empresas falidas à medida que a distância aumenta do momento da falência. O modelo *ZETA* classifica bem 70% das empresas falidas 5 anos antes da falência, enquanto no modelo *Z-Score* esse valor desce para apenas 36%, o que significa que o modelo *Z-Score* apresenta um maior crescimento do erro Tipo I face ao modelo *ZETA*.

3.4.3 Outros Modelos dos EUA

3.4.3.1 Modelo de WILCOX (1971a)

Este autor defende que a construção de um modelo de previsão de falência deveria ter como ponto de partida um quadro conceptual que o sustente, criticando, por isso, os modelos de Beaver (1967) e Altman (1968). Contudo, Wilcox (1971a) acredita ser possível através do emparelhamento de empresas falidas e não falidas de dimensão similar, e da mesma indústria, hierarquizar o potencial de falência para um período de quatro anos.

Wilcox (1971a) construiu um modelo a partir do conceito de Valor Líquido de Liquidação (VLL) que aumenta quando a taxa de *inflow* (num determinado período é função da diferença entre o Resultado Líquido e os Dividendos) é superior à taxa de *outflow* (para um determinado período resulta da diferença entre o aumento do valor

contabilístico dos activos e o aumento do valor de liquidação desses mesmos activos) e vice-versa. Destes dois conceitos resulta o *Cash-Flow* Ajustado que mede a variação do valor de liquidação da empresa, excluindo entradas de existências, alterações contabilísticas ou outros processos não contínuos.

O objectivo do modelo era determinar, em função do VLL, qual a probabilidade de falência da empresa, defendendo que um VLL nulo (significado de falência ou insolvência da empresa) depende das seguintes variáveis:

- Valor Actual do VLL;
- Média do *cash-flow* ajustado;
- Variabilidade do *cash-flow* ajustado.

Para testar o seu modelo, Wilcox (1971b) recolheu pelo menos seis anos de documentos contabilísticos e cinco anos de rendimentos de 52 empresas falidas da *Moody's Industrial Manual* para o período compreendido entre 1949 e 1971, que foram emparelhadas com outras tantas empresas do mesmo ramo de actividade, dimensão do activo total e dados disponíveis para os mesmos anos das primeiras.

Foi considerada como data de falência a respectiva petição do Capítulo X ou XI do Código de Falências dos EUA, tendo sido recolhidos os seguintes dados das empresas seleccionadas:

- Resultado Líquido (incluindo resultados extraordinários);
- Pagamento de Dividendos;
- Emissão de Acções (resultantes de processos de fusões ou aquisições);
- Disponibilidades (incluindo valores transaccionáveis);
- Activo Circulante;

- Activo Total;
- Passivo Total.

Wilcox (1971a) obteve uma classificação correcta de 94% das empresas um ano antes da falência, descendo a taxa de sucesso em termos classificativos para 90%, 88%, 90% e 75% nos anos imediatamente anteriores.

Como conclusão do seu estudo, Wilcox (1971a) sugere três formas para reduzir o risco de falência: aumentar a taxa de *Inflow*, reduzir a taxa de *Outflow*, ou aumentar directamente o Valor de Liquidação da Empresa, através de fusões, aquisições ou emissão de acções.

Contudo, Wilcox (1971a) verifica que alterações significativas ao *Cash-Flow* não podem ser feitas de forma muito rápida, com excepção da alienação de activos não lucrativos. Defende que os factores mais importantes na determinação do *Cash-Flow* são o controlo do crescimento da empresa, a elaboração de orçamentos, a análise e planeamento cuidadoso da rentabilidade e efectivo planeamento global.

Este modelo possui um bom desempenho quando comparado com os modelos de Beaver (1967) e Altman (1968), especialmente quando se distancia do momento da falência, defendendo Wilcox (1971a) que o seu modelo era suficientemente generalista e, por isso, aplicável a empresas de qualquer ramo de actividade industrial ou de serviços.

Contudo, Altman (1993: 235) aponta várias críticas ao modelo de Wilcox (1971a):

- Mais de metade dos dados da amostra violam os pressupostos da teoria;

- Muitas empresas tinham probabilidades de falência que se encontravam nos extremos da distribuição (perto do 0% ou 100%), não sendo o modelo sensível à *performance* das empresas longe dos extremos;
- O modelo não incorporava as modificações contabilísticas mais recentes ao seu tempo, carecendo por isso de novas actualizações;
- O modelo foi durante algum tempo comercializado por uma empresa privada de Cambridge (*Advantage Financial Systems, Inc.*), que já não existe, o que confirma a sua fraca aplicação em termos práticos;
- Por último, embora Santomero e Vinso (1977) tivessem desenvolvido uma aplicação adicional do modelo de Wilcox (1971a), utilizando para o efeito dados económico-financeiros de bancos comerciais, não foram apresentados testes convincentes da capacidade predictiva do modelo.

3.4.3.2 Modelo de DEAKIN (1972)

Deakin (1972) no seu estudo de análise multivariada utilizou 14 dos rácios de Beaver (1967). Analisou 32 empresas que faliram entre 1964 e 1970, emparelhadas com empresas não falidas, com base nos seguintes critérios: indústria, dimensão dos activos e ano dos elementos financeiros.

A função discriminante resultante incluiu todos os 14 rácios, embora alguns mostrassem um coeficiente discriminante muito reduzido.

Esta análise foi desenvolvida para cada um dos cinco anos anteriores à falência, pelo que em vez de utilizar um único valor crítico para classificar os casos, Deakin (1972) usou uma modificação da análise discriminante para determinar a probabilidade de

pertencer a cada uma das classes. Cada empresa era reclassificada em cada ano, de forma a ponderar a probabilidade de pertencer a certo grupo (associada a cada intervalo dos *Z-Scores*) tendo em conta os desvios *Z-Score* relativamente aos períodos anteriores. Esta técnica mostrou melhores resultados do que os modelos de Beaver (1967) e Altman (1968). Ou seja, usando cada probabilidade de pertencer a um grupo, o modelo de Deakin assegurou níveis de erro de 3% no ano anterior à falência e de 5% no segundo e terceiro ano anteriores à falência.

Contudo, os resultados do modelo foram bastante inferiores quando aplicado a uma amostra de controlo obtida de forma aleatória na *Moody's Industrial Manual*.

A principal crítica apontada a este modelo radica no facto de assentar na construção de uma função para cada um dos anos anteriores à falência e, por conseguinte, não responde à questão sobre qual dos modelos aplicar em cada situação. Desta forma, o estudo não explica qual a probabilidade de falência quando uma empresa apresenta um *score* elevado em relação ao ano anterior ao da falência ou *scores* baixos para o segundo ou terceiro ano antes da falência.

3.4.3.3 Modelo de EDMINSTER (1972)

Edminster (1972) desenvolveu e testou um conjunto de métodos de análise de rácios financeiros de previsão de falência de pequenas empresas, tendo para o efeito definido o incumprimento de um empréstimo como suficiente para designar a empresa como “falida”, ao contrário das empresas cumpridoras que eram classificadas como não falidas.

Este autor analisou 19 rácios financeiros de 42 empresas “falidas”, incluindo muitos daqueles que revelaram maior poder discriminante em estudos anteriores. Cada rácio foi analisado pelo valor do último ano, pela tendência e média dos últimos três anos, e pela combinação com a tendência da indústria nos anos correspondentes.

Edminster (1972) empregou uma técnica de regressão linear, em que a variável dependente pode tomar apenas os valores zero ou um, respectivamente, empresas “falidas” ou não falidas. No entanto, consciente da multicolinearidade da equação resultante da regressão, implementou um procedimento arbitrário *stepwise* que não permite a entrada na equação de regressão de uma variável, se possuir um coeficiente de correlação com qualquer outra já incluída no modelo superior a 0,31.

As variáveis independentes foram também objecto de transformação qualitativa, assumindo o valor de zero ou um, segundo um ponto de corte arbitrário dos seus valores quantitativos. Por exemplo, se o rácio “Resultados antes de impostos mais amortizações / Passivo de Curto Prazo” fosse inferior a 0,05 seria representado pelo valor um, caso contrário assumiria o valor zero. Esta transformação das variáveis visava evitar os valores extremos e transformar as variáveis de tendência em variáveis dicotómicas.

O modelo de regressão linear estimado foi o seguinte:

$$Z = 0,951 - 0,523 X_1 - 0,293 X_2 - 0,482 X_3 + 0,277 X_4 - 0,452 X_5 - 0,352 X_6 - 0,924 X_7$$

onde:

Z = Variável *dummy*, sendo: 0 (empresas incumpridoras) e 1 (empresas cumpridoras), face à definição do valor crítico;

X_1 = *Cash-Flow* / Passivo Total, sendo: 0 (maior que 0,05) e 1 (caso contrário);

$X_2 = \text{Capital Próprio} / \text{Vendas}$, sendo: 0 (maior que 0,07) e 1 (caso contrário);

$X_3 = [(\text{Fundo de Maneio} - \text{Existências}) / \text{Vendas}] / \text{Média da Indústria}$, sendo: 0 (maior que -0,02) e 1 (caso contrário);

$X_4 = (\text{Passivo Curto Prazo} / \text{Capital Próprio}) / \text{Média da Indústria}$, sendo: 0 (maior que 0,48) e 1 (caso contrário);

$X_5 = (\text{Existências} / \text{Vendas}) / \text{Média da Indústria}$, sendo: 0 (tendência decrescente) e 1 (caso contrário);

$X_6 = \text{Liquidez Reduzida} / \text{Tendência da Média da Indústria}$, sendo: 0 (tendência da indústria crescente e o rácio superior a 0,34 no ano anterior ao vencimento do empréstimo) e 1 (caso contrário);

$X_7 = \text{Liquidez Reduzida (T-1 a T-3)} / \text{Média da Indústria (T-1 a T-3)}$, sendo: 0 (tendência crescente) e 1 (caso contrário).

Os resultados da classificação possuem, em termos globais, uma taxa de sucesso mínima de 90%. Com a utilização de um ponto de corte de 0,53, todas as empresas “falidas” e 86% das não falidas foram correctamente classificadas, correspondendo a uma taxa de erro global de 7%.

O referido autor verificou que a capacidade de previsão depende conjuntamente do método de análise e dos rácios seleccionados. Evidenciou ainda que a melhoria da capacidade predictiva do modelo podia ser obtida considerando:

- A divisão do rácio da empresa pelo respectivo rácio médio da indústria;
- As variáveis não são importantes quando analisadas individualmente, pelo que deverão ser combinadas com outras variáveis;
- Nas empresas de pequena dimensão as Demonstrações Financeiras de três anos são necessárias para uma correcta análise, ao contrário de Altman (1968), Beaver

(1967) e Blum (1974) que concluíram que as Demonstrações Financeiras de um ano eram suficientes para obter uma boa capacidade classificativa.

Embora Altman (1993: 231-232) reconheça a boa percentagem de empresas correctamente classificadas, acrescenta que esta deve estar relacionada com a transformação de variáveis efectuada, o que implica perda de informação. Contudo, Altman reconhece que para os pequenos negócios, devido à sua grande dispersão, talvez seja difícil não realizar a transformação dos dados.

3.4.3.4 Modelo de BLUM (1974)

Blum (1974) desenvolveu um modelo de Empresas Falidas para ajudar a quantificar a probabilidade de falência, utilizando dados contabilísticos e informações do mercado.

A definição de falência foi baseada no critério do *International Shoe*, segundo o qual dependeriam de uma das seguintes condições:

- Acontecimentos que signifiquem uma incapacidade para pagar as suas dívidas na data do vencimento;
- Processo de entrada em bancarrota;
- Acordo explícito com credores para reduzir dívidas.

Tal como Altman (1968), Blum (1974) utilizou a análise discriminante para testar a hipótese do seu modelo distinguir entre empresas falidas e não falidas. O estudo teve por base uma amostra emparelhada de 115 empresas falidas e 115 empresas não falidas, no qual foram utilizados três critérios de emparelhamento, à semelhança de Deakin (1972), com base na indústria, dimensão e ano fiscal. A recolha de dados exigia um

período mínimo de 3 anos entre 1954 e 1968, e um passivo superior a 1 milhão de dólares.

Ao contrário de outros autores que partiram de um elevado número de variáveis para construir o seu modelo, Blum (1974) seleccionou 12 variáveis que lhe permitiram medir os seguintes factores: liquidez, rendibilidade e variabilidade.

Blum (1974) estimou a função discriminante utilizando apenas metade da amostra, servindo a outra metade para testar a capacidade classificativa do modelo. A eficácia predictiva do modelo foi de 94% no primeiro ano antes da falência, 80% no segundo e 70% no terceiro. Adicionalmente, excepto para o primeiro ano antes da falência, os erros Tipo I e Tipo II apresentavam uma relativa estabilidade ao longo dos 3 anos.

Não obstante Altman (1993: 228) ter colocado em causa alguns pressupostos do estudo de Blum (1974), nomeadamente o facto de não ter realizado testes de igualdade das matrizes de covariâncias, Blum (1974) concluiu que é possível com o seu modelo prever, no mínimo, com três anos de antecedência a incapacidade de solver os compromissos.

3.4.4 Modelos do Reino Unido

3.4.4.1 Modelo de LIS (1972), resumido por BOLITHO (1973)

Segundo Taffler (1984), este foi o primeiro estudo desenvolvido no Reino Unido. Lis em 1972 utilizou 30 empresas industriais, construtoras e distribuidoras que faliram no período compreendido entre 1964 e 1972, que foram emparelhadas com 30 empresas não falidas por indústria, dimensão do activo e ano dos elementos financeiros, à

semelhança de outros autores, como Deakin (1972) e Blum (1974). O modelo discriminante estimado foi o seguinte:

$$Z = 0,063 X_1 + 0,092 X_2 + 0,057 X_3 + 0,0014 X_4$$

onde:

X_1 = Fundo de Maneio / Activo Total;

X_2 = RAJI / Activo Total;

X_3 = Resultados Líquidos Retidos / Activo Total;

X_4 = Capital Próprio / Passivo Total.

A capacidade classificativa obtida pelo modelo foi de 90%.

Com a utilização de um ponto de corte de 0,037, apenas uma empresa falida e 5 não falidas foram incorrectamente classificadas, correspondendo a uma taxa de erro global de 10%.

Este trabalho demonstrou, pela primeira vez, a possibilidade de aplicar este tipo de estudo fora dos EUA, estimulando o aparecimento de outros trabalhos no Reino Unido.

3.4.4.2 Modelo de TAFFLER (1974)

Este estudo difere dos trabalhos desenvolvidos nos EUA, nomeadamente no que concerne à escolha das empresas não falidas, ou seja, de uma amostra inicial de 61 empresas foram retiradas 16 empresas, porque numa análise financeira convencional apresentavam características problemáticas.

A amostra das empresas falidas foi composta por 23 empresas, maioritariamente industriais, falidas entre 1968 e 1973. Nenhuma tentativa foi feita para que os dois grupos de empresas fossem emparelhados por indústria, dimensão ou ano.

Foram consideradas três classes de variáveis: rácios tradicionais, variáveis de tendência a quatro anos e libertação de fundos. Estas duas últimas foram abandonadas, por não acrescentarem capacidade classificativa ao modelo discriminante e devido à sua elevada volatilidade, respectivamente. O modelo foi estimado a partir de 50 rácios económico-financeiros devidamente transformados para aumentar a normalidade univariada. Foi ainda usada a análise dos componentes principais, a fim de evitar o problema da multicolinearidade. A aplicação da análise discriminante ajustou um modelo de cinco variáveis:

$$X_1 = \text{RAJI} / \text{Activo Total Inicial};$$

$$X_2 = \text{Passivo Total} / \text{Capital Próprio};$$

$$X_3 = (\text{Disponível} + \text{Dívidas de Terceiros de Curto Prazo}) / \text{Activo Total};$$

$$X_4 = \text{Fundo de Maneio} / \text{Capital Próprio};$$

$$X_5 = \text{Vendas} / \text{Existências}.$$

As duas primeiras variáveis foram as que mais contribuíram para o poder discriminatório do modelo, tendo a capacidade classificativa para o ano anterior à falência sido de 95,6% para as empresas falidas e de 100% para as não falidas.

Contudo, Taffler (1984) salienta que o mais interessante na construção do seu modelo de 1974, foi que numa aplicação posterior a empresas cotadas que faliram entre 1974 e 1976, a percentagem de empresas mal classificadas foi de 12,1%, um resultado

comparável com testes de validação similares efectuados aos modelos de Altman (1968) e Altman *et al.* (1977).

3.4.4.3 Modelo de TAFFLER e TISSHAW (1977)

O modelo de Taffler e Tisshaw (1977) preocupou-se particularmente com a detecção do momento da insolvência, objectivo que os autores reconheceram ser ambicioso. Utilizaram como critério para selecção das empresas a opinião de auditores especializados.

O primeiro passo na construção do modelo passou pelo tratamento estatístico de 80 rácios cuidadosamente seleccionados, retirados dos elementos contabilísticos de uma amostra de 46 empresas industriais cotadas no *London Stock Exchange* que faliram entre 1968 e 1976, as quais foram emparelhadas com outras tantas empresas não falidas da mesma dimensão e indústria. Foi aplicada a análise discriminante linear *stepwise* que resultou num modelo composto por uma constante e quatro variáveis:

$$X_1 = \text{RAI} / \text{Média do Passivo de Curto Prazo de (n) e (n-1)};$$

$$X_2 = \text{Activo Circulante} / \text{Passivo Total};$$

$$X_3 = \text{Passivo de Curto Prazo} / \text{Activo Total};$$

$$X_4 = \text{Passivo de Curto Prazo} / (\text{Custos Operacionais} - \text{Amortizações}).$$

De acordo com o poder discriminatório do modelo (não foram disponibilizados os coeficientes do modelo), a variável mais importante é a variável X_1 (53%), seguida das variáveis X_3 (18%), X_4 (16%) e X_2 (13%).

Taffler e Tisshaw (1977) consideraram que para medir a capacidade do modelo, seria necessário testá-lo *a posteriori*, tendo para isso acompanhado a situação de 115 empresas industriais, entre o final de 1976 e durante 6 anos, retiradas da base de dados da *Exstat* com *Z-Score* negativo. Identificaram três factores determinantes da falência das empresas, em oposição à sua recuperação:

- O elevado valor negativo do *Z-Score* da empresa;
- O número de anos em que a empresa regista *Z-Scores* negativos;
- A rapidez com que se deteriora o *Z-Score* da empresa.

Foi observado que 43% das empresas investigadas se encontravam em grave situação, tendo mesmo muitas delas falido, e 29% em situação de elevado risco até 1982 (muitas destas recuperaram temporariamente, mas acabaram por degradar-se novamente).

3.4.4.4 Modelo do BANCO DE INGLATERRA (1979), resumido por MARAIS (1979)

O Banco de Inglaterra delegou em Earl e Marais o desenvolvimento de um novo modelo de previsão de falências – descrito por Marais (1979) – face aos fracos resultados registados pelos modelos precedentes.

Este modelo foi construído com base numa amostra formada por 38 empresas falidas entre 1974 e 1977, e 53 empresas não falidas obtidas aleatoriamente da base de dados *Datastream*. As amostras eram compostas por empresas cotadas e dos sectores da produção e distribuição, apresentando as empresas falidas uma dimensão muito inferior

às empresas não falidas. Foram testados 59 rácios, mas o modelo estimado apresentava quatro variáveis:

$$X_1 = \text{Activo Circulante} / \text{Activo Bruto};$$

$$X_2 = 1000 / \text{Activo Bruto};$$

$$X_3 = \text{Cash-Flow (RAI + Amortizações)} / \text{Passivo de Curto Prazo};$$

$$X_4 = \text{Meios libertos (Meios libertos das operações - variação do Fundo de Maneio)} / \text{Passivo Total}.$$

As variáveis têm a seguinte ordem decrescente de importância: variável X_3 (rendibilidade), X_2 (dimensão), X_1 (liquidez) e X_4 (meios libertos). O modelo classifica correctamente 97% das empresas falidas e 94% das empresas não falidas, um ano antes da falência, resultados que descem para 92% e 85% dois anos antes da falência, respectivamente.

Taffler (1984) considera que este estudo comporta dois aspectos importantes: o interesse que os Bancos Centrais têm na utilização desta técnica e o facto de terem validado o modelo através da sua aplicação numa nova amostra composta por 29 empresas (10 falidas e 19 não falidas, tendo obtido uma classificação correcta total de 66%). Contudo, tece algumas críticas, nomeadamente, o facto de terem sido incluídas empresas de diferentes sectores de actividade (produção e distribuição) com características financeiras distintas e a significativa diferença de dimensão entre os dois grupos de empresas.

3.4.4.5 Modelo de MASON E HARRIS (1979)

O estudo de Mason e Harris (1979) visou desenvolver um modelo específico que permitisse identificar as empresas de construção em perigo de falência. Para isso, seleccionaram 20 empresas do sector da construção que faliram no período compreendido entre 1969 e 1978, e um outro grupo, também de 20 empresas da mesma indústria, que demonstraram uma particular saúde financeira em termos de análise tradicional dos seus indicadores financeiros em 1976 e 1977.

A partir de uma lista inicial de 28 variáveis foi construído, através de uma análise discriminante *stepwise*, o seguinte modelo:

$$Z = 25,4 - 51,2 X_1 + 87,8 X_2 - 4,8 X_3 - 14,5 X_4 - 9,1 X_5 - 4,5 X_6$$

onde:

X_1 = RAJI / Activo Total Inicial;

X_2 = RAJI / Capital Próprio Inicial;

X_3 = Clientes / Fornecedores;

X_4 = Passivo de Curto Prazo / Activo Circulante;

X_5 = Log (Prazo Médio de Recebimentos);

X_6 = Medida de Tendência dos Fornecedores definido como, $(F_t + F_{t-1}) / 2 F_{t-2} - 1$,

onde F_t corresponde aos Fornecedores no ano t , e sucessivamente.

O modelo mostrou que X_2 e X_5 são as variáveis com maior importância discriminatória, seguidas das variáveis X_3 e X_6 , pelo que concluíram que a rentabilidade é mais importante que a liquidez no sector da construção.

As 40 empresas da amostra original foram correctamente classificadas, contudo ao aplicar o modelo a uma amostra de validação (11 empresas falidas), 4 (36%) foram incorrectamente classificadas. No entanto, não deixa de ser interessante que 58% do total das 31 empresas falidas (duas amostras) apresentavam essas características 4 anos antes da falência.

Taffler (1984) considera que este estudo demonstra a utilidade destes modelos quando aplicados a sectores específicos, nomeadamente, para quem necessita de fazer julgamentos de solvência sobre empresas de um determinado sector. No entanto, não deixa de se mostrar preocupado com o elevado número de empresas incorrectamente classificadas (36%) pelo modelo, quando aplicado a uma pequena amostra de validação.

3.4.5 Modelos de Portugal

3.4.5.1 Modelo de TRISTÃO (1997)

O estudo de Tristão (1997) seguiu um critério semelhante a Edminster (1972) quanto à definição de empresa “falida”, caracterizando-a como empresa com dificuldades financeiras que registava incidentes, nomeadamente, processos em contencioso, efeitos e cheques devolvidos e protesto de letras.

A amostra, cedida por uma instituição financeira (Banco Português do Atlântico), foi composta por 30 empresas com registo de incidentes, que foram emparelhadas com outras 30 empresas sem incidentes. Os dados reportam ao triénio 1991/1993 e abrangem PME de quatro sectores de actividade: vidro, calçado, cerâmica e construção civil.

A partir das 5 variáveis do modelo de Altman (1968), construiu através da análise discriminante (método *enter*), o seguinte modelo a que denominou S:

$$S = -0,339 + 9,226 S_1 + 3,16 S_2 + 0,786 S_3 - 2,496 S_4 + 0,086 S_5$$

onde:

$$S_1 = \text{RAI} / \text{Activo Total};$$

$$S_2 = \text{Resultados Líquidos Retidos} / \text{Activo Total};$$

$$S_3 = \text{Capitais Próprios} / \text{Passivo Total};$$

$$S_4 = \text{Fundo de Maneio} / \text{Activo Total};$$

$$S_5 = \text{Vendas} / \text{Activo Total}.$$

Tristão (1997) considerou que o modelo estimado tem alguma capacidade de classificação das empresas no respectivo grupo, sendo a classificação total correcta de 68%, registando um erro Tipo I de 30% um ano antes da ocorrência do incidente (este autor por lapso calculou os erros Tipo I e Tipo II através da divisão do número de empresas mal classificadas de cada uma das sub-amostras de empresas com incidentes e empresas sem incidentes pelo número total de empresas da amostra, subestimando cada um dos erros tipo I e II, quando deveria ter dividido o número de erros pelo respectivo número de empresas de cada uma das sub-amostras, ou seja, o autor calculou um erro Tipo I de 15% ao efectuar o quociente entre 9 empresas que registavam incidentes que foram erradamente classificadas como empresas sem incidentes sobre a totalidade da amostra composta por 60 empresas, em vez de dividir apenas pelo número de empresas com incidentes que são 30, o que resulta num erro correcto Tipo I de 30%).

Estimou ainda sobre a mesma amostra os parâmetros das variáveis do modelo *ZETA* de Altman *et al.* (1977), tendo obtido a seguinte função, a que designou Z:

$$Z = -2,4829 + 9,8398 Z_1 + 0,1031 Z_2 + 2,0347 Z_3 - 0,5057 Z_4 - \\ - 0,5312 Z_5 + 0,4397 Z_6 - 1,8921 Z_7$$

onde:

Z_1 = Resultados Líquidos Retidos / Activo Total;

Z_2 = RAJI / Custos Financeiros;

Z_3 = Capitais Próprios / Activo Total;

Z_4 = RAJI / Activo Total;

Z_5 = Log (Activo Total);

Z_6 = Activo Circulante / Passivo de Curto Prazo;

Z_7 = Desvio padrão da Rendibilidade Económica.

Este modelo obteve uma classificação global ligeiramente superior ao modelo anterior, registando uma classificação correcta de 70%, embora com um erro Tipo I ligeiramente superior, de 33%.

3.4.5.2 Modelo de MORGADO (1997)

O trabalho empírico desenvolvido por Morgado (1997) teve por base uma amostra constituída por 27 empresas insolventes e 18 empresas não insolventes, tendo as primeiras sido seleccionadas pelo facto de terem entrado em processo de recuperação ou falência, à semelhança do critério definido por Altman (1968).

As Demonstrações Financeiras das empresas insolventes têm os seus dados compreendidos entre 1989 e 1993, enquanto que os elementos económico-financeiros

das empresas não insolventes respeitam ao período 1991 a 1994, todas pertencentes ao sector industrial (56% da Indústria Têxtil, 24% da Fabricação de Produtos Minerais e não Metálicos e os restantes 20% distribuem-se por outras actividades industriais).

Morgado (1997) fez uma aplicação directa da sua amostra ao modelo de 5 variáveis definidas pelo modelo revisto por Altman de 1983 (Altman, 1993: 202-203), tendo obtido uma taxa de sucesso global de 60%, embora caso fosse considerada a área de incerteza (intervalo de valores de 1,23 a 2,9), a taxa de erro Tipo I seria de 0%, enquanto a de erro Tipo II seria de 30%.

Posteriormente, seleccionou 24 rácios tendo em conta a sua utilização nos principais estudos empíricos internacionais sobre esta matéria.

A partir do conjunto de empresas que compõem a amostra, e através da análise discriminante (método *stepwise*) estimou duas funções discriminantes, a que designou Z1 e Z2, tendo esta última sido obtida depois de logaritmizar os rácios por forma a tornar as distribuições estatísticas aproximadamente normais.

As funções obtidas foram:

$$Z1 = -0,28057 + 5,60378 X_6 - 1,19643 X_{16} + 3,44160 X_{17} + 0,00088 X_{21}$$

$$Z2 = -1,62919 + 11,07914 X_{13} + 1,78966 X_{16} + 1,77455 X_{21} - 0,39775 X_{22}$$

onde:

$$X_6 = \text{RAI} / \text{Passivo Total};$$

$$X_{13} = \text{Meios Libertos Brutos Totais} / \text{Encargos Financeiros};$$

$$X_{16} = \text{Activo Circulante} / \text{Passivo de Curto Prazo};$$

$X_{17} = \text{Activo Circulante Reduzido} / \text{Passivo de Curto Prazo};$

$X_{21} = \text{No Credit Interval} = [(\text{Activo Circulante} - \text{Existências}) - \text{Passivo de Curto Prazo}] / (\text{Custos desembolsados} / 365);$

$X_{22} = \text{Disponível} / \text{Passivo de Curto Prazo}.$

Na função Z1 os rácios de Liquidez Reduzida (X_{17}) e de Liquidez Geral (X_{16}) são as mais importantes, enquanto que na função Z2 a variável mais importante é a variável *No Credit Interval* (X_{21}), que na função anterior era a menos importante.

Morgado (1997) considerou que os modelos estimados têm uma boa capacidade predictiva, registando uma classificação correcta de 93,3% e 95,6% no ano anterior à falência, nas funções Z1 e Z2, respectivamente. No segundo (N-2) e terceiro (N-3) ano anterior à falência, na função Z1 a taxa de erro total foi de 38% em ambos os anos, enquanto que na função Z2 foi de 31% no ano N-2 e de 33% no ano N-3.

3.4.5.3 Modelo de NEVES e SILVA (1998)

O modelo de Neves e Silva (1998) utilizou como critério de empresa “falida”, à semelhança dos outros estudos como Edminster (1972) e Tristão (1997), a definição de incumprimento baseada no sistema interno de informações comerciais da empresa *Mope* (actual *Coface Mope*), que por sua vez se baseia nas informações do Banco de Portugal de situações e datas de incumprimento.

Este estudo utilizou uma amostra constituída por dados económico-financeiros de 187 empresas do ano 1995, das quais 87 entraram em incumprimento e 100 mantinham os pagamentos correntes.

Neves e Silva (1998) utilizaram os rácios testados sobre esta matéria em revistas internacionais, tendo sido construído um conjunto de 70 rácios económico-financeiros, dos quais 59 foram recolhidos a partir dos estudos de Beaver (1967), Altman (1968), Edminster (1972), Deakin (1972), Blum (1974), Taffler (1974), Altman *et al.* (1977), Altman (1983) e Stein e Ziegler (1984), e 11 foram identificados a partir de rácios normalmente utilizados por analistas em Portugal.

Embora este estudo tenha começado por aplicar a metodologia *stepwise* com base na análise discriminante, o modelo final estimado recorreu à função logística:

$$\eta = - 1,117 - 5,109 X_1 + 1,835 X_2 + 10,744 X_3 - 0,077 X_4 + 0,971 X_5$$

onde:

X_1 = Resultados Líquidos Retidos / Activo Total;

X_2 = Activo Circulante / Activo Total;

X_3 = Margem Bruta de Autofinanciamento / Activo Total;

X_4 = Estado e Outros Entes Públicos / (Vendas x 365);

X_5 = Empréstimos de Curto Prazo / Activo Circulante.

Neves e Silva (1998) consideram que, em termos estatísticos, o modelo apresenta-se globalmente significativo, registando uma classificação correcta em 81,3% dos casos, com um erro Tipo I e Tipo II de 24% e 13%, respectivamente.

3.4.5.4 Modelo de SANTOS (1999)

Santos (1999) utilizou como fonte de dados a Central de Balanços do Banco de Portugal, no qual foram seleccionadas PME do sector industrial, nomeadamente, calçado e vestuário.

Como critério de separação dos grupos, foram consideradas empresas “insolventes” ou “falidas” aquelas que revelaram situações de incumprimento com mais de 9 meses dos seus créditos junto da banca. O ano seleccionado de incumprimento foi 1998, tendo sido recolhidos os dados dos três exercícios económicos anteriores, ou seja, 1997, 1996 e 1995. A amostra foi constituída por 36 empresas “insolventes” emparelhadas (em dimensão e sector de actividade) com 36 empresas “saudáveis”.

Santos (1999), à semelhança de outros trabalhos desenvolvidos em Portugal, utilizou os rácios que reputados investigadores neste domínio incluíram nos seus modelos, designadamente, Beaver (1967), Altman (1968) e Taffler (1974). A partir de um número inicial de 20 variáveis, construiu através da análise discriminante (método *stepwise*), o seguinte modelo:

$$Z = -2,116 + 1,332 X_3 + 2,688 X_{11} + 0,476 X_{12} + 0,053 X_{18}$$

onde:

$X_3 = \text{Capitais Próprios} / \text{Activo Total};$

$X_{11} = \text{Cash-Flow} / \text{Passivo Total};$

$X_{12} = \text{Vendas} / \text{Activo Total};$

$X_{18} = \text{Resultados antes de Juros, Amortizações e Impostos} / \text{Encargos Financeiros}$

Suportados.

O modelo de Santos (1999) apresenta um resultado global bastante satisfatório para um ano antes do incumprimento com uma classificação correcta de 94,4% dos casos, registando um erro Tipo I e Tipo II de 5,6%. Para o segundo e terceiro ano antes da situação de incumprimento bancário, a taxa de erro global sobe para 12,5% e 18,1%, respectivamente.

Santos (1999) aplicou a regressão logística à base de dados que foi utilizada na análise discriminante, através do método *Forward Stepwise*, com o objectivo de comparar resultados. As variáveis seleccionadas na função foram:

$$Z = -13,1461 + 11,8687 X_3 + 2,8837 X_{12} + 0,6769 X_{18}$$

Este modelo, a que Santos (1999) atribuiu a mesma designação (Z), apresenta um resultado global semelhante ao modelo de análise discriminante, registando um ano antes do incumprimento uma classificação correcta de 91,7% dos casos e um erro Tipo I e Tipo II de 8,3%.

Numa segunda aplicação da Regressão Logística através do método *enter*, por forma a seleccionar as mesmas 4 variáveis da análise discriminante, a função resultante foi:

$$Z = -15,2302 + 11,2740 X_3 + 15,6630 X_{11} + 2,4809 X_{12} + 0,7598 X_{18}$$

Esta função apresenta um resultado global ligeiramente superior ao modelo de análise discriminante, registando um ano antes do incumprimento uma classificação correcta de 95,8% dos casos e um erro Tipo I de 5,6% e Tipo II de 2,8%.

PARTE II

INVESTIGAÇÃO EMPÍRICA

Esta parte do estudo é dedicada à investigação empírica sobre a aplicação dos modelos *score* na previsão da insolvência de empresas do sector da construção.

Inicialmente descreve-se a metodologia de investigação que compreende a definição e apresentação das características da amostra, a fonte de dados, as variáveis utilizadas e a metodologia estatística adoptada.

Posteriormente, apresentam-se os resultados obtidos, criam-se novos intervalos da função discriminante por forma a melhorar os níveis de predictividade do modelo e efectua-se a aplicação de dois outros modelos empíricos anteriormente estudados sobre a amostra inicial. Por fim, são discutidos os resultados obtidos, e efectuadas comparações com outros modelos empíricos descritos na primeira parte do trabalho.

No último capítulo, expõem-se as principais conclusões deste trabalho, realçando algumas contribuições desta investigação para a melhoria dos modelos de previsão de falência no sector da construção. Descrevem-se as limitações do estudo e apresentam-se algumas sugestões para futuras investigações.

CAPÍTULO 4

APLICAÇÃO DOS MODELOS

SCORE NA AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO

4.1 Introdução

Este capítulo é dedicado à investigação empírica sobre a aplicação dos modelos *score* na avaliação do risco de crédito, com particular incidência sobre o sector da construção.

Na secção 4.2 é definida a amostra e apresentadas as fontes de dados. Estes são utilizados no desenvolvimento do modelo empírico com base numa amostra constituída por empresas falidas e por empresas em situação económico-financeira não insolvente.

Na secção 4.3 são apresentadas as variáveis a integrar no modelo empírico, definidas a partir de um conjunto de rácios económico-financeiros recolhidos nos modelos estudados no capítulo anterior, bem como de outros indicadores referenciados na análise financeira.

Na secção 4.4 são realçados os pressupostos da análise discriminante e o processo teórico para a estimação do modelo, seguido pela apresentação da função discriminante obtida com base nas variáveis anteriormente definidas.

São analisados os coeficientes da função discriminante e apresentados os resultados classificativos do modelo desenvolvido, referente a um ano e a dois anos anteriores à falência das empresas. É ainda aplicado o modelo estimado a uma segunda amostra de validação.

Seguidamente é definida uma zona de incerteza por forma a reduzir a incidência de erros de predictividade do modelo, tendo em conta a amostra original. Esta análise é validada através da aplicação do modelo sobre a amostra do segundo ano anterior à falência e sobre a segunda amostra.

Na subsecção seguinte analisa-se o poder de classificação dos dois modelos revistos de Altman (1983) aplicando-os à amostra que serviu de base à construção do modelo proposto.

Neste estudo tencionava-se aplicar na amostra estudada, o modelo de Mason e Harris (1979), visto este trabalho também ter incidido sobre o sector da construção. Contudo, face à inexistência de alguns dados contabilísticos (designadamente balanços analíticos) para a construção de algumas das variáveis necessárias (rácios), foi abandonada essa pretensão. No entanto, na estimação do modelo estatístico do presente trabalho, foram integrados alguns dos indicadores do modelo de Mason e Harris (1979) possíveis de calcular com os elementos disponíveis.

Na secção 4.5 discutem-se os resultados obtidos, averiguando o poder explicativo do modelo proposto na previsão de falência de empresas, nomeadamente através da comparação com os resultados obtidos noutros estudos empíricos.

4.2 Definição da Amostra e Fonte de Dados

A amostra que serviu de base a este estudo foi cedida pela empresa *Coface Mope – Serviços de Informação e Gestão de Cobranças, SA.*, e é constituída por 2 grupos de empresas do sector da construção (código 45 da CAE Rev.2 de 1992 - Anexo 2), classificadas como falidas (doravante denominado também por Grupo 1) e não falidas (adiante também designado por Grupo 2), ambos os grupos com 61 empresas cada.

Foi seguido como critério para a constituição do Grupo 1, o proposto pelo modelo de Altman (1968), ou seja, empresas que entraram em processo de falência.

Foi escolhido o sector da construção pelo facto de representar cerca de 20% do crédito concedido pelas instituições financeiras a empresas não financeiras. Desta forma, desenvolve-se um estudo sobre empresas de um sector específico de actividade, conforme defende Taffler (1984) e, simultaneamente, com um grande peso na economia nacional.

As empresas falidas (empresas com acção de recuperação, apresentação de falência, requisição de falência ou declaração de falência) dizem respeito ao triénio 2001/2003, registando-se neste período, na economia portuguesa, em termos gerais, uma tendência crescente de falências, tendo passado de 1.919 empresas em 2001 para 2.980 empresas em 2003 (Quadro 4.1). Entre 2001 e 2003 faliram 6.991 empresas (quase tantas empresas como nos sete anos anteriores em que se registaram 7.043 falências).

Quadro 4.1 – Falências em Portugal por tipo de acção no período 2001 a 2003

	Ano 2001		Ano 2002		Ano 2003	
	N.º	%	N.º	%	N.º	%
Acção de Recuperação Empresa	71	6%	115	5%	200	7%
Apresentada falência	36	3%	35	2%	107	4%
Requerida a Falência	461	38%	593	28%	1.404	47%
Declarada falência	1.351	53%	1.349	64%	1.269	43%
TOTAL	1.919	100%	2.092	100%	2.980	100%

Fonte: *Coface Mope – Serviços de Informação e Gestão de Cobranças, SA.*

Por sectores de actividades, e segundo a *Coface Mope*, verifica-se que o sector da indústria transformadora lidera com 279 empresas falidas em 2003, embora com um decréscimo de 2% relativamente a 2002, ano em que faliram 285 empresas. O sector da comércio por grosso registou uma descida de 21% em 2003, com menos 39 empresas falidas que em 2002, no qual tinham registado 184 empresas falidas.

O sector da construção apresenta-se estável em 2002 e 2003, respectivamente, com 101 e 102 empresas, contra 84 empresas em 2001. Deste total de 287 empresas que entraram em processo de recuperação ou falência no período compreendido entre 2001 e 2003, a *Coface Mope* apenas possuía Demonstrações Financeiras de 61 empresas (21% do total) referente a pelo menos um exercício económico, no período compreendido entre 1997 e 2001 (Apêndice 5).

O critério de selecção da amostra das empresas falidas foi baseado naquelas 61 empresas disponibilizadas pela *Coface Mope*, que faliram no período entre 2001 e 2003, e sobre as quais existiam Demonstrações Financeiras dos anos imediatamente anteriores

(e.g. uma empresa falida no ano 2001, deveria possuir Demonstrações Financeiras do exercício económico de 1999 e 2000).

De seguida, apresentam-se algumas características deste conjunto de 61 empresas falidas.

O ano da falência ocorreu maioritariamente em 2003 com 40 empresas (66%), contra 7 (11%) e 14 (23%) em 2001 e 2002, respectivamente.

Quanto à dimensão¹⁵, do conjunto total, 60 empresas foram classificadas em PME, conforme Quadro 4.2, tendo apenas uma sido classificada como microempresa (apenas existia informação relativo a 19 empresas quanto ao número de empregados, com uma média de 49).

Quadro 4.2 – Classificação das empresas falidas quanto à dimensão

Designação	Número empresas
Microempresa	1
Pequena Empresa	54
Média Empresa	6
Grande Empresa	0
Total	61

Fonte: *Coface Mope – Serviços de Informação e Gestão de Cobranças, SA.*

¹⁵ Critérios de classificação das empresas segundo a dimensão (para maior detalhe consultar o Anexo 3):

Designação	Volume Negócios	Balanço Total	N.º de efectivos
Microempresa	Sem limite prévio	Sem limite prévio	Menos de 10 trabalhadores
Pequena Empresa	Até 7 milhões de euros	Até 5 milhões de euros	Menos de 50 trabalhadores
Média Empresa	Até 40 milhões de euros	Até 27 milhões de euros	Menos de 250 trabalhadores
Grande Empresa	Superior a 40 milhões de euros	Superior a 27 milhões de euros	Mais de 250 trabalhadores

Fonte: Comissão Europeia

As empresas falidas registam uma antiguidade média (desde a constituição até à data da falência) de 14 anos (7 empresas com uma antiguidade entre 3 e 5 anos, 20 empresas entre 6 e 10 anos, 23 entre 11 e 20 anos e 11 com mais de 20 anos).

Após análise das Demonstrações Financeiras das 61 empresas que faliram no período compreendido entre 2001 e 2003, verificou-se o seguinte:

- A quase totalidade das empresas (84%) não detinha balanços analíticos que permitissem a utilização de algumas das variáveis (X_3 , X_5 e X_6) do modelo desenvolvido por Mason e Harris (1979). No entanto, face à possibilidade de utilizar alguns indicadores daquele estudo (X_1 e X_2), definiu-se que as empresas teriam que ter pelo menos dois anos contabilísticos sequenciais, situação que levou a eliminar 24 empresas que não cumpriam esta condição (de salientar que a grande maioria destas empresas também não se enquadrava no critério seguinte);
- Visto que este grupo de empresas apresentava uma situação económico-financeira desequilibrada, a *Coface Mope* não teve possibilidade de recolher as Demonstrações Financeiras do ano imediatamente anterior ao da sua entrada em processo de recuperação ou falência, tendo sido por isso, no limite, integradas na amostra seleccionada apenas as empresas com dados até 3 anos anteriores àquela situação (este problema estendia-se também a 19 das 24 empresas atrás referidas), o que levou à eliminação de mais 4 empresas;
- O critério de manter empresas com dados até três anos anteriores ao ano imediatamente anterior ao ano de falência, passou contudo, por um controlo prévio por parte da *Coface Mope*, no sentido de garantir que naquelas datas, as empresas seleccionadas registavam acções judiciais, como protestos de letras e execuções de dívidas;

- Foram assim seleccionadas 33 empresas (Apêndice 6), em que, relativamente ao ano imediatamente anterior ao ano de falência, 6 têm elementos contabilísticos referentes ao ano anterior, 15 têm elementos de 2 anos imediatamente anteriores, e 12 empresas têm de 3 anos.

O grupo seleccionado de empresas falidas, que fazem parte da amostra, apresenta as seguintes características:

- Em termos de dimensão, 30 foram classificadas como pequenas empresas e 3 médias empresas;
- Apresentam uma antiguidade média (desde a constituição até à data da falência) de 13 anos (4 empresas com uma antiguidade entre 3 e 5 anos, 10 empresas entre 6 e 10 anos, 14 entre 11 e 20 anos e 5 com mais de 20 anos).

Quanto à amostra de empresas em situação normal (não insolventes), também era inicialmente constituída por 61 empresas, tendo à semelhança de Altman (1968) sido seleccionadas 33 empresas (Apêndice 7), número idêntico ao das empresas falidas. Foi seguido como critério de selecção apresentar um valor do Activo semelhante ao das empresas falidas (critério idêntico *e.g.* Beaver (1967) e Altman (1968)), e face aos dados disponíveis, o mais aproximado possível aos mesmos anos contabilísticos (*e.g.* Deakin (1972), Wilcox (1971a) e Altman *et al.* (1977)).

A amostra de empresas em situação normal (não insolventes) apresenta as seguintes características:

- O grupo inicial (61 empresas) apresentava um antiguidade média (até à última Demonstração Financeira disponível) de 15 anos, contra 16 anos das 33 empresas seleccionadas;

- O conjunto inicial era constituído por 6 microempresas, 43 pequenas empresas, 9 médias empresas e 3 grandes empresas, tendo o grupo seleccionado (amostra) ficado com 5 microempresas, 23 pequenas empresas e 5 médias empresas (foram excluídas as grandes empresas).

As empresas falidas e não insolventes apresentam, com base na média das suas Demonstrações Financeiras (Apêndices 8, 9, 10 e 11), a seguinte evolução económico-financeira:

- As empresas falidas apresentam um Activo Total médio de 2.151 mil euros no ano anterior à falência (N-1)¹⁶, contra 2.462 mil euros das empresas não insolventes, tendo as primeiras registado um crescimento desta rubrica em relação ao ano precedente (N-2)¹⁷ de 24% contra 17% do Grupo 2;
- Nas empresas falidas, o Capital Próprio ascende em média a 227 mil euros, 11% do Activo Total, contra, respectivamente, 463 mil euros e 19% nas empresas não insolventes;
- As empresas falidas registam uma rendibilidade do Capital Próprio de 3%, contra 20% das empresas não insolventes, registando as primeiras uma quebra dos resultados líquidos de 74 %, contra um acréscimo de 300% nas segundas;
- Os proveitos operacionais das empresas falidas registam um crescimento de 9% entre o ano N-1 e N-2, respectivamente, 2.013 mil euros e 2.188 mil euros, enquanto as empresas não insolventes registam apenas um crescimento de 4% em igual período (2.485 mil euros para 2.577 mil euros).

¹⁶ O ano (N-1) diz respeito ao ano disponível imediatamente anterior à falência.

¹⁷ O ano (N-2) diz respeito ao ano anterior ao ano (N-1).

4.3 Variáveis do Modelo

As variáveis a integrar no modelo empírico a apresentar foram operacionalizadas através de rácios, à semelhança dos estudos empíricos realizados nesta área de investigação. Inicialmente foram seleccionados 31 rácios (Apêndice 12) tendo em conta as variáveis utilizadas por Beaver (1967), Altman (1968), Altman *et al.* (1977), Taffler (1974), Taffler e Tisshaw (1977), Marais (1979) e Mason e Harris (1979).

No entanto, e atendendo a que estes estudos também tiveram por base um número inicial mais alargado de indicadores, foram calculados um conjunto de outros rácios obtidos na literatura (39), evidenciados nomeadamente, na secção 2.3 do capítulo 2 (Apêndice 12).

Contudo, face à existência de 10 rácios idênticos que tiveram de ser anulados nestes dois conjuntos iniciais de rácios (total de 70), as variáveis seleccionadas para a construção do modelo ficaram reduzidas a um conjunto global de 60 rácios (Neves e Silva (1998) utilizaram no seu estudo 70 rácios económico-financeiros).

No Apêndice 13 apresentam-se os valores médios dos 60 rácios das empresas falidas e não insolventes, conforme amostra definida na secção anterior.

Em termos gerais, os indicadores médios das empresas falidas estão bastante degradados quando comparados com as empresas não insolventes, com excepção do “Crescimento da produção, vendas e subsídios”, em que as primeiras registam um crescimento excepcional de 2.360%, devido, em grande parte, a muitas empresas terem um fraco/inexistente valor nesta rubrica no ano N-2.

Os rácios financeiros de liquidez geral e solvabilidade das empresas do Grupo 1 em relação ao Grupo 2 são, respectivamente, metade e um terço, ou seja, a liquidez geral das primeiras empresas é de 1,30 contra 2,45 das segundas, enquanto que a solvabilidade das primeiras é de 0,09 contra 0,33 das segundas. A autonomia financeira é de -0,14 para as empresas falidas e de 0,19 para as empresas não insolventes (valor semelhante apresenta a população, ou seja, a média do sector é de 0,20). Os valores mais próximos entre estes dois grupos de empresas diz respeito à estrutura de endividamento (Dívidas a Terceiros de Curto Prazo / Passivo Total), em que nas empresas do Grupo 1, as dívidas a terceiros de curto prazo representa 0,84 do Activo Total, contra 0,80 nas empresas do Grupo 2.

Os rácios económicos ou de rendibilidade apresentam valores bastante dispare, pois enquanto a rendibilidade operacional e a rendibilidade do investimento das empresas falidas são negativas (respectivamente, -84% e -3%), as empresas não insolventes apresentam valores positivos (respectivamente, 8% e 4%).

Os indicadores médios das empresas face à média do sector (a unidade corresponde à igualdade entre o indicador médio das empresas da amostra e a média do sector) também se apresentam bastantes diferentes, enquanto na autonomia financeira¹⁸, as empresas falidas representam -0,82 da média do sector, nas empresas não insolventes este indicador aproxima-se da média do sector (0,93). A rendibilidade do investimento total¹⁹ nas empresas do Grupo 1 representa -0,37 da média do sector, enquanto nas empresas do Grupo 2 este indicador representa 0,58 da média do sector.

¹⁸ A autonomia financeira do sector correspondente aos vários anos das empresas é de 0,19 para as empresa falidas e de 0,20 para as empresas não insolventes.

¹⁹ O rácio de rendibilidade do investimento total do sector correspondente aos vários anos das empresas é de 7,4% para as empresa falidas e de 6,6% para as empresas não insolventes.

4.4 Modelo de Análise Discriminante

4.4.1 Pressupostos da Análise Discriminante

A análise discriminante é uma técnica multivariada aplicada quando a variável dependente é qualitativa (grupos, no presente estudo empresas falidas e não insolventes) e as variáveis independentes são quantitativas (*e.g.* indicadores económico-financeiros).

Esta técnica permite gerar uma função discriminante baseada na combinação linear de variáveis com capacidade de previsão, que fornece a melhor discriminação entre os grupos, estimada a partir de uma amostra de casos de cada grupo conhecido; a função obtida pode, posteriormente, ser aplicada sobre novos casos, conhecendo o valor das variáveis, mas não a que grupo pertencem.

A análise discriminante, segundo Pestana e Gageiro (2003: 655-656), permite:

- Conhecer as variáveis mais importantes que discriminam os grupos, através do *Method Wilk's lambda* integrado no *stepwise*, onde em cada etapa entra no modelo a variável com o maior *F* ou o menor *lambda de Wilks*;
- Classificar novos casos;
- Escolher um subconjunto alternativo de variáveis, com dimensão semelhante à do modelo inicial, que discrimine bem os grupos. Este problema da escolha coloca-se quando no modelo inicial existe uma elevada correlação entre as variáveis explicativas, aplicando-se o *Method Mahalanobis distance*;
- Identificar grupos similares através da semelhança dos vectores das médias dos grupos (centróides), ao teste *F* e às classificações incorrectas;
- Identificar casos *outliers* através das classificações incorrectas;

- Validar a análise de *clusters* e confirmar os resultados da Análise Factorial de Componentes Principais.

O objectivo da análise discriminante, segundo Reis (1997: 202), consiste em “encontrar a separação máxima entre os grupos através da maximização da diferença entre as médias dos grupos relativamente aos desvios padrões no interior de cada grupo”.

Reis (1997: 209) indica os seguintes pressupostos da análise discriminante:

- Cada grupo é uma amostra aleatória de uma população normal multivariada;
- Dentro dos grupos a variabilidade é idêntica, ou seja, as matrizes de variâncias e covariâncias de cada grupo devem ser iguais entre si;
- Existência de um critério pré-definido que permite dividir os indivíduos em dois ou mais grupos;
- O número de observações em cada grupo é pelo menos dois²⁰;
- O número de variáveis discriminantes poderá ser um qualquer, desde que seja menor que o número total de observações menos dois;
- Nenhuma das variáveis discriminantes poderá ser uma combinação linear das restantes.

4.4.2 Processo Teórico para a Estimação do Modelo

O programa estatístico *SPSS*, versão 11.0, desenvolve os seguintes procedimentos a fim de escolher as variáveis finais a integrar na função discriminante²¹:

²⁰ Segundo Hill (2000: 58) citado por Pestana e Gageiro (2003: 656), o número mínimo de casos em cada grupo deve ser de 20, e os grupos devem ter dimensão semelhante.

- Analisa a significância estatística dos vários modelos possíveis, e de cada variável independente individualmente;
- Avalia a inter-relação (correlação) entre as variáveis relevantes;
- Evidência a capacidade de previsão de cada função que vai obtendo.

Segundo Pestana e Gageiro (2003: 660), a estatística *lambda de Wilk* relaciona a soma de quadrados dentro dos grupos com a soma de quadrados da totalidade dos casos que varia entre 0 e 1. Os menores valores evidenciam maior poder diferenciador entre os grupos, enquanto que valores elevados indicam não existir diferenças. O teste *lambda de Wilk* é robusto a violações da igualdade das matrizes das variâncias/covariâncias quando os grupos têm dimensão semelhante.

A estatística *F* relaciona a variabilidade entre grupos com a variabilidade dentro dos grupos, podendo ser vista como uma medida de distância entre cada grupo, servindo também para avaliar a capacidade discriminante das variáveis (Pestana e Gageiro, 2003: 663). Contudo, quando se tem apenas dois grupos, a diferença entre as duas médias dadas pela função discriminante corresponde exactamente à distância de *Mahalanobis* entre os centróides dos dois grupos, que com uma ligeira transformação tem uma distribuição T^2 de Hotelling, podendo ser aproximada à distribuição *F* (Reis, 1997: 211).

O *SPSS* testa a igualdade das matrizes de cada grupo servindo-se do teste *Box's M* que é baseado no determinante das matrizes de covariâncias de cada grupo, verificando se as diferentes dispersões observadas são ou não estatisticamente significativas, podendo levar a rejeitar a hipótese nula de que as matrizes são iguais (Pestana e Gageiro, 2003: 658).

²¹ Uma comparação entre os primeiros modelos estimados por Altman em 1968 e a utilização das novas tecnologias informáticas pode ser encontrado em Altman (1993: 179).

A matriz de correlações permite analisar o problema da multicolinearidade provocado pelo facto das variáveis independentes estarem correlacionadas entre si, ou com outras variáveis; o *SPSS* utiliza a matriz de correlações total e as matrizes de correlações dentro dos grupos, por forma a não serem integradas no modelo variáveis redundantes.

A estimação do modelo é efectuada através de um processo iterativo que consiste em integrar, passo a passo, cada variável na função discriminante. Em cada etapa a variável que minimiza o *lambda de Wilk* é que entra no modelo – o *SPSS* define por defeito um valor *F* superior a 3,84 (Pestana e Gageiro, 2003: 655). Na sequência da introdução da primeira variável que cumpra este critério, todas as demais são reavaliadas, segundo o mesmo critério, com o objectivo de introduzir uma nova variável. Contudo, a variável anterior é ela própria reavaliada segundo um critério de saída (o programa sugere um valor máximo de *F* igual a 2,71).

O programa desenvolve um processo contínuo de avaliação de entrada de novas variáveis e reavaliação de saída de variáveis entretanto incluídas no modelo, até que não existam variáveis que satisfaçam os critérios referidos.

4.4.3 A Função Discriminante – Apresentação dos Resultados

4.4.3.1 Coeficientes da Função Discriminante

Na sequência do trabalho desenvolvido no programa *Microsoft Excel* versão 2000, nomeadamente através da agregação e construção das Demonstrações Financeiras das 66 empresas que fazem parte dos dois grupos (empresas falidas e não insolventes, respectivamente, Grupo 1 e Grupo 2), e posterior cálculo dos 60 rácios referidos na

secção 4.3, os dados foram transferidos para o programa estatístico *SPSS*. Este programa informático avalia a contribuição de todas as variáveis, através dum processo iterativo, permitindo a optimização de uma função discriminante.

Na aplicação do *SPSS* à amostra anteriormente definida para estimação da função discriminante através do método *stepwise*, respeitando os procedimentos mencionados nas duas subsecções anteriores (os *outputs* completos podem ser observados no Apêndice 14), foram seleccionadas 3 variáveis²².

O programa estimou os respectivos coeficientes discriminantes, tendo acrescentado uma constante à soma das variáveis ponderadas, por forma a que o ponto de corte (*cutoff*) seja igual a zero. A função discriminante estimada, doravante designada por Modelo Z, é a seguinte:

$$Z = -2,392 - 5,124 X_1 + 2,800 X_2 + 32,007 X_3^{23}$$

onde:

$$X_1 = \text{Rendibilidade do Activo} = \text{RAJI} / \text{Activo Total};$$

$$X_2 = \text{Liquidez Geral Invertida} = \text{Passivo de Curto Prazo} / \text{Activo Circulante};$$

$$X_3 = \text{Custo Médio dos Capitais Alheios} = \text{Custos Financeiros} / \text{Passivo Total}.$$

Os coeficientes discriminantes apresentados estão na forma não estandardizada, pelo que o *score* a obter por cada empresa, resulta da soma dos produtos dos valores de cada variável original (rácio) pelo respectivo coeficiente associado não estandardizado. Não

²² O *SPSS* estimou 4 variáveis, mas dado que uma das variáveis apresentava um coeficiente nulo (variável denominada CPVP_24: Crescimento da Produção, Vendas e Subsídios = [Produção, Vendas e Subsídios (ano N) / Produção, Vendas e Subsídios (ano N-1)] - 1), não foi considerada na função discriminante.

²³ Estas variáveis no modelo estimado pelo *SPSS*, correspondem às variáveis assim denominadas (discriminadas no Apêndice 12):

$$Z = -2,392 - 5,124 \text{ALT3_08} + 2,800 \text{MAH4_31} + 32,007 \text{CMCA_28}.$$

obstante permitirem conhecer a contribuição absoluta de cada variável para a formação do *score* de cada empresa, não permitem avaliar a importância relativa de cada variável.

A comparação e a interpretação dos coeficientes discriminantes apenas podem ser avaliados com os coeficientes estandardizados ou centrados, obtidos após se efectuar a transformação das variáveis. Sem atender ao sinal, os coeficientes estandardizados representam a contribuição relativa para a função discriminante da variável que lhes está associada. O sinal indica apenas se essa contribuição é positiva ou negativa (Maroco, 2003: 341-342).

Já para determinar a relação entre uma variável e a respectiva função discriminante, conforme refere Reis (1997: 224), calculam-se os coeficientes estruturais (*loadings*), que tal como outro coeficiente de correlação²⁴, corresponde ao cosseno do ângulo formado pelos eixos representativos da variável e da função, e que dão a conhecer a estrutura geométrica do espaço de dados.

Embora a interpretação dos coeficientes estruturais e dos coeficientes estandardizados seja semelhante, existe uma diferença significativa entre ambos. Os coeficientes estandardizados são afectados pelas correlações existentes entre as variáveis explicativas, enquanto os coeficientes estruturais, como simples correlações entre cada uma das variáveis e a função discriminante são independentes dos efeitos de outras variáveis, medindo de forma mais adequada a relação entre cada variável e a função discriminante.

²⁴ O coeficiente estrutural define a relação entre a variável e a função discriminante. Quando o coeficiente estrutural se aproxima de 1 em valor absoluto conclui-se que a função discriminante detém grande parte da informação contida na variável, ao contrário, quando o seu valor se aproxima de 0, pouca informação existe em comum entre a variável e a função.

Através da análise do Quadro 4.3 é possível concluir que a variável que tem maior importância relativa é o Custo Médio dos Capitais Alheios ($X_3 = 1,009$), seguida da Liquidez Geral Invertida ($X_2 = \text{Passivo de Curto Prazo} / \text{Activo Circulante} = 0,843$) e da Rendibilidade do Activo ($X_1 = \text{RAJI} / \text{Activo Total} = 0,546$).

Quadro 4.3 – Coeficientes não estandardizados, estandardizados e estruturais

Variáveis	Não Estandarizados	Estandarizados	Estruturais
X_1	- 5,124	-0,546	-0,305
X_2	2,800	0,843	0,424
X_3	32,007	1,009	0,408

Os coeficientes estruturais indiciam, contudo, que esta conclusão é influenciada pelas correlações entre as variáveis, uma vez que as variáveis com maior correlação com a função discriminante têm a seguinte ordem: X_2 , X_3 e X_1 , respectivamente, 4^a, 5^a e 15^a variáveis com coeficientes estruturais mais elevados entre as 60 variáveis analisadas.

No processo de estimação da função discriminante através do método *stepwise*, verifica-se que a primeira variável a ser incluída no modelo foi a variável X_2 , o que está de acordo com a análise dos coeficientes estruturais. Esta influência faz-se sentir também na segunda e terceira variáveis a serem incluídas na função, respectivamente, X_3 e X_1 (Quadro 4.4).

Quadro 4.4 – Método *stepwise* na selecção das variáveis a entrar/remover

Passos	Variável entrada	<i>Lambda de Wilks</i>	F	Significância
1	X ₂	0,841	12,101	0,001
2	X ₃	0,640	17,693	0,000
3	X ₁	0,554	16,631	0,000

A inclusão da variável X₁ na função discriminante, em vez de outras variáveis com melhor coeficiente estrutural, deriva parcialmente da fraca correlação desta variável com as variáveis X₂ e X₃, respectivamente, 0,109 e 0,342 (Quadro 4.5).

Quadro 4.5 – Matriz de correlações entre as variáveis

Variáveis	X₁	X₂	X₃
X ₁	1		
X ₂	-0,109	1	
X ₃	0,342	-0,353	1

O Quadro 4.6 mostra que existem diferenças significativas nas médias de cada variável (apresentam níveis de significância inferiores a 0,05), não ajuizando contudo a sua importância para discriminar grupos (a forma de avaliar a contribuição de cada variável para a discriminação entre os grupos foi já analisada através dos coeficientes estruturais).

Quadro 4.6 – Teste à igualdade das médias

Variável entrada	<i>Lambda de Wilks</i>	F	Significância
X ₁	0,911	6,246	0,015
X ₂	0,841	12,101	0,001
X ₃	0,851	11,170	0,001

Não se verificam problemas de multicolinearidade, visto que os coeficientes de correlação entre as variáveis independentes são inferiores em termos absolutos a 0,9 (Quadro 4.7) e a tolerância é superior a 0,1 (Pestana e Gageiro, 2003: 660).

Quadro 4.7 – Método *stepwise* na selecção das variáveis discriminantes

Passo	Variável	Tolerância	<i>F to Remove</i>	<i>Lambda de Wilks</i>
1	X ₂	1,000	12,101	
2	X ₂	0,876	20,765	0,851
	X ₃	0,876	19,741	0,841
3	X ₂	0,875	17,399	0,710
	X ₃	0,782	26,789	0,794
	X ₁	0,883	9,650	0,640
4	X ₂	0,774	23,927	0,679
	X ₃	0,694	34,620	0,765
	X ₁	0,879	9,441	0,563

A importância da função discriminante pode ser analisada através das seguintes estatísticas e testes (Pestana e Gageiro, 2003: 661):

- Os valores próprios (*eigenvalues*) – representam o rácio da variação entre os grupos pela variação dentro dos grupos, em que quanto mais afastados de 1, maior é a variação entre os grupos explicada pela função discriminante (na função obtida esse valor é de 1,050 – Apêndice 14);
- O teste *Wilk's Lambda* testa a hipótese das médias da função discriminante serem iguais, situação que é rejeitada (sig = 0,000), concluindo-se que a função é estatisticamente significativa (Apêndice 14);
- A estatística *F* é utilizada para descrever os grupos mais parecidos e testar a igualdade das médias (centróides) dos grupos, podendo ser identificada como uma medida de distância entre cada grupo. O passo 2 do Quadro 4.8 mostra aquele que evidência o maior *F* (17,693), indicando que os grupos mais diferem (os centróides dos dois grupos são significativamente diferentes, *i.e.*, sig = 0,000).

Quadro 4.8 – Comparação entre os grupos emparelhados

Passo	Grupo	Estatística	1	2
1	1	F		12,101
		Sig.		0,001
	2	F	12,101	
		Sig.	0,001	
2	1	F		17,693
		Sig.		0,000
	2	F	17,693	
		Sig.	0,000	
3	1	F		16,631
		Sig.		0,000
	2	F	16,631	
		Sig.	0,000	

Quadro 4.8 – Comparação entre os grupos emparelhados (cont.)

4	1	F		16,014
		Sig.		0,000
	2	F	16,014	
		Sig.	0,000	

4.4.3.2 Análise Económico-Financeira dos Coeficientes da Função Discriminante

Pela análise dos coeficientes não estandardizados verifica-se que com excepção da variável X_1 , as outras duas variáveis (X_2 e X_3) contribuem positivamente para a formação do resultado da função discriminante (um *score* positivo corresponde a empresas do Grupo 1, enquanto que um *score* negativo corresponde a empresas do Grupo 2).

Os valores médios das variáveis para cada um dos grupos (Quadro 4.9) estão no mesmo sentido dos sinais dos coeficientes atrás referidos, ou seja, enquanto a média da variável X_1 é maior no Grupo 2 do que no Grupo 1 porque tem um coeficiente negativo, as variáveis X_2 e X_3 apresentam valores médios mais elevados no Grupo 1 do que no Grupo 2.

Quadro 4.9 – Valores médios das variáveis da Função Discriminante de cada grupo

Variáveis	Grupo 1	Grupo 2
X_1	0,0206	0,0861
X_2	0,5673	0,3094
X_3	0,0559	0,0299

Desenvolve-se a seguir uma análise económico-financeira de cada uma das variáveis, tendo em conta os seus valores médios e os sinais dos coeficientes:

X_1 = Resultados Antes de Encargos Financeiros e Impostos / Activo Total

Este rácio enquadra-se nos rácios de rendibilidade, nomeadamente da Rendibilidade do Activo, e permite avaliar o desempenho dos capitais totais investidos na empresa, independentemente das sua origem (próprios ou alheios).

O valor mais elevado desta variável indica tratar-se de uma empresa economicamente mais saudável (quanto mais elevado, maior a rendibilidade do activo), no entanto, como o coeficiente desta variável é negativo, produz por consequência um *score* mais baixo, o que valida esta análise tendo em conta que as empresas não insolventes – Grupo 2 – devem apresentar precisamente um resultado da função discriminante negativo.

Decorrente ainda desta análise, verifica-se que o valor médio desta variável (X_1) é quatro vezes mais elevada no Grupo 2 ($0,0861 = 8,6\%$) do que no Grupo 1 ($0,0206 = 2,1\%$).

X_2 = Passivo de Curto Prazo / Activo Circulante

Na bibliografia encontra-se um rácio muito divulgado que corresponde ao inverso desta variável, ou seja, o rácio de Liquidez Geral = Activo Circulante / Passivo de Curto Prazo²⁵, o que levou a designar, na subsecção anterior, esta variável por “Liquidez Geral Invertida”.

O rácio de liquidez tem como numerador o activo circulante que corresponde às rubricas que a empresa transforma em dinheiro no prazo de um ano e o passivo

²⁵ Brealey e Myers (1998: 770) e Cohen (1995: 175).

circulante os recursos alheios que a empresa tem que solver nesse período, pelo que segundo Neves (2002: 83), vários autores concluem que o valor apurado neste rácio deve ser superior a 1, para que a empresa se apresente financeiramente equilibrada. Neste sentido, o rácio da função discriminante deverá, nas empresas não insolventes, registar um valor inferior a 1 (quanto mais reduzido, maior o rácio de liquidez).

Esta interpretação parece enquadrar-se nos valores médios das variáveis para cada um dos grupos, ou seja, o Grupo 1 apresenta um valor de 0,5673 e o Grupo 2 um valor de 0,3094, o que corresponde, respectivamente, a rácios de liquidez geral de 1,76 e 3,23. Estes valores tão elevados podem, eventualmente, explicar-se pelo facto de este sector de actividade, construção, caracterizar-se por ter um ciclo de produção longo que gera elevados valores em existências, designadamente de “Produtos em Curso”.

O coeficiente positivo desta variável indica que quanto maior for o valor da variável, maior é o *score* da empresa, pelo que as empresas com uma situação financeira mais degradada (rácios de liquidez geral mais reduzidos) tenderão a corresponder a empresas do Grupo 1 (nas empresas falidas o resultado da função discriminante deve ser positivo).

$X_3 = \text{Custos Financeiros} / \text{Passivo Total}$

Esta variável mede o custo médio de todo o passivo com base nos encargos financeiros. Quanto maior for o resultado deste rácio, pior será a situação económica da empresa, visto que estará a assumir um custo superior com os capitais alheios.

Esta análise enquadra-se nos valores médios desta variável para cada um dos grupos de empresas, ou seja, enquanto o Grupo 1 apresenta um valor de 0,0559, o que corresponde

a um custo médio do capital alheio de 5,6% ($0,0559 \times 100$), o Grupo 2 regista um custo médio do passivo de cerca de metade ($0,0299 \times 100 = 3\%$) face às empresas falidas.

O coeficiente positivo não estandardizado desta variável (+ 32,007) evidencia que quanto maior for o valor da variável, maior tenderá também a ser o resultado da função discriminante da empresa, o que corresponderá a empresas do Grupo 1 (empresas falidas). Pelo contrário, valores mais baixos tenderão a corresponder a empresas do Grupo 2 (empresas não insolventes).

4.4.3.3 Resultados Classificativos da Função Discriminante

Estimada a função discriminante, analisados os coeficientes e o seu grau de importância, bem como alguns testes de validação, é possível calcular o *score* (resultado) para cada observação da amostra (empresa) por forma a verificar a inclusão de cada uma das empresas (observações) num dos dois grupos estudados, *i.e.*, se a empresa apresentar um *score* positivo é classificada no Grupo 1 (empresas falidas), se pelo contrário, obtém um *score* negativo é classificada no Grupo 2 (empresas não insolventes).

Pretende-se com este procedimento comparar o perfil de cada empresa com o de cada um dos grupos inicialmente constituídos, avaliando a capacidade predictiva da função discriminante.

O *SPSS* calcula uma matriz com o resultado das classificações de cada grupo, onde consta o número de empresas correcta e incorrectamente classificadas, assim como as respectivas percentagens (Quadro 4.10).

Quadro 4.10 – Resultados Classificativos da Função Discriminante um ano antes da falência

GRUPO		Previsão da pertença ao grupo		TOTAL
		1	2	
N.º	1	28	5	33
	2	5	28	33
%	1	84,8	15,2	100,0
	2	15,2	84,8	100,0

Nota: Média do Grupo 1 = 1,009; Média do Grupo 2 = -1,009.

Para duas classes de risco, um ano antes da falência, o modelo tem uma capacidade classificativa total de 84,8%, *i.e.*, das 66 empresas utilizadas no estudo, 56 foram correctamente classificadas pelo Modelo Z. A probabilidade de classificar correctamente uma empresa com dificuldades no grupo a que pertence é idêntica à de classificar uma empresa não insolvente no grupo correcto, ou seja, 84,8%.

Relativamente aos erros de classificação, o modelo tem uma probabilidade de 15,2% (corresponde a 5 empresas das 33) de incorrer num erro do Tipo I (classificar uma empresa falida como não insolvente), probabilidade igual à de ocorrer um erro Tipo II (classificar uma empresa não insolvente como falida).

Como o modelo não inclui variáveis de tendência (dados de anos anteriores), e uma vez que existem elementos de pelo menos um ano anterior àquele que serviu para a construção da função discriminante, procedeu-se à aplicação do Modelo Z ao segundo ano que antecede a falência (N-2), podendo ser observado no Quadro 4.11 um resumo dos resultados obtidos.

Quadro 4.11 – Resultados Classificativos da Função Discriminante dois anos antes da falência

GRUPO		Previsão da pertença ao grupo		TOTAL
		1	2	
N.º	1	20	13	33
	2	11	22	33
%	1	60,6	39,4	100,0
	2	33,3	66,7	100,0

Nota: Média do Grupo 1 = 0,249; Média do Grupo 2 = -0,645.

O Modelo Z consegue prever com eficácia 63,6% dos casos dois anos antes da falência, cometendo erros Tipo I e Tipo II de 39,4% e 33,3%, respectivamente.

Segundo Altman (1993: 192-193) é ainda importante dispor de uma segunda amostra para verificar a capacidade predictiva do modelo, propondo mesmo a não utilização de toda a amostra na concepção do modelo, por forma a que uma parte sirva, *a posteriori*, de teste/validação do modelo.

Visto que na construção do Modelo Z foram seleccionadas as empresas com dados económico-financeiros com maior aproximação à data da falência, e não obstante as restantes empresas disponibilizadas pela *Coface Mope* não apresentarem as mesmas características da amostra original, no entanto, atendendo à utilidade desta análise, pode-se observar no Quadro 4.12 os resultados desta, doravante designada, segunda amostra (estas empresas estão discriminadas nos Apêndices 15 e 16, respectivamente, empresas falidas e empresas não insolventes).

Quadro 4.12 – Resultados Classificativos da Função Discriminante aplicada à segunda amostra um ano antes da falência

GRUPO		Previsão da pertença ao grupo		TOTAL
		1	2	
N.º	1	21	7	28
	2	9	19	28
%	1	75,0	25,0	100,0
	2	32,1	67,9	100,0

Nota: Média do Grupo 1 = 1,305; Média do Grupo 2 = -0,309.

Verifica-se que um ano antes da falência, os resultados da segunda amostra são inferiores à primeira, principalmente no grupo 2, prevendo com eficácia em 71,4% dos casos, registando um erro Tipo I de 25,0% e um erro Tipo II ligeiramente mais elevado, 32,1%.

4.4.3.4 Aplicação da Função Discriminante com Três Classes de Risco

Os resultados classificativos obtidos pelas duas amostras, embora não sendo excepcionais, não deixam de ser satisfatórios. Não obstante os erros registados, numa análise mais pormenorizada foi possível verificar que muitos dos erros obtidos se devem a diferenças relativamente pequenas.

Na gestão do risco de crédito, que inclui não só a análise de novas operações creditícias, mas também o seu acompanhamento e controlo, é de todo o interesse que o analista defina uma zona de incerteza, conforme propõe Altman (1993: 194), no sentido de

melhorar a capacidade predictiva do modelo, que se situa na vizinhança do valor médio dos *Z-Scores* obtidos pela aplicação do modelo à amostra.

Para identificar três classes de risco torna-se necessário criar uma zona de incerteza, para a qual é preciso ter em conta os seguintes aspectos:

- Os valores médios dos *Z-Score* de cada um dos grupos de empresas da primeira amostra, um ano antes da falência (Grupo 1 = 1,009 e Grupo 2 = -1,009);
- O *score* crítico é igual a zero, sendo as empresas com um *score* positivo classificadas no Grupo 1 (empresas falidas), e as restantes (*score* negativo) classificadas no Grupo 2 (empresas não insolventes);
- Altman (1968: 606-607) definiu uma zona cinzenta (*gray area*) que varia entre um *Z-Score* de 1,81 e 2,99, ou seja, calculou uma variação absoluta de 1,18 para definir a zona de indiferença no qual identificou vários erros de classificação;
- As empresas do Grupo 1 (empresas falidas) que têm um resultado classificativo incorrecto (erro Tipo I - classificar uma empresa falida como não insolvente) registam *scores* de -0,52571, -0,46403, -0,04565, -0,94044 e -0,30549, respectivamente, empresas n.ºs 23, 26, 35, 45 e 50 discriminadas no Apêndice 6;
- As empresas do Grupo 2 (empresas não insolventes) que registam um *score* errado (erro Tipo II - classificar uma empresa não insolvente como falida) registam *scores* de 0,052387, 0,679951, 0,231297, 0,66511 e 0,115216, respectivamente, empresas n.ºs 1, 3, 22, 53 e 61 discriminadas no Apêndice 7;
- Os erros de classificação para os dois grupos de empresas situam-se no intervalo compreendido entre -0,95 e +0,68, o que corresponde a uma diferença absoluta de 1,63, conforme se evidencia no Quadro 4.13.

Quadro 4.13 – Número de erros de classificação usando vários intervalos de *Z-Score*

Intervalos dos valores dos <i>Z-Scores</i>	Número de classificações incorrectas	Empresas Grupo 1	Empresas Grupo 2
-0,95 a -0,55	1	45	-
-0,55 a 0	4	23, 26, 35, 50	-
0 a 0,55	3	-	1, 22, 61
0,55 a 0,68	2	-	3, 53

Tendo em conta estes aspectos, e seguindo o critério de Altman (1968: 607), foi definido um intervalo de indiferença entre -0,55 e +0,55, que permite minimizar os erros classificativos. No Quadro 4.14 foram definidos três classes de risco, tendo em conta os diferentes resultados da função discriminante, com base nos vários intervalos *Z-Score*.

Quadro 4.14 – Três classes de risco para diferentes valores do *Z-Score*

Intervalos dos valores dos <i>Z-Scores</i>	Classe de Risco
$Z\text{-Score} < -0,55$	Baixo
$-0,55 < Z\text{-Score} < 0,55$	Médio
$Z\text{-Score} > 0,55$	Alto

Definida a zona de incerteza e os três níveis de risco, importa então avaliar a eficácia da função discriminante tendo por base as alterações dos erros classificativos. O erro Tipo I ocorre quando uma empresa do Grupo 1 (empresa falida) é classificada na classe de risco “Baixo” ($Z\text{-Score} < -0,55$), enquanto que o erro Tipo II sucede quando uma empresa do Grupo 2 é classificada na classe de risco “Alto” ($Z\text{-Score} > 0,55$). Pode

observar-se no Quadro 4.15 os resultados da função discriminante aplicada à primeira amostra, para um e dois anos, antes da falência.

Quadro 4.15 – Erros de classificação da Função Discriminante aplicada à primeira amostra com três classes de risco

Anos anteriores à falência	Risco Baixo	Risco Alto
	Erro Tipo I	Erro Tipo II
1º ano	3,0%	6,1%
2º ano	30,3%	9,1%

No primeiro ano anterior à falência, o erro Tipo I baixou de 15,2% para 3,0% (apenas uma empresa falida é classificada com risco “Baixo”), enquanto que o erro Tipo II desceu de 15,2% para 6,1% (duas empresas não insolventes são classificadas em risco “Alto”), permitindo que o modelo apresente uma capacidade classificativa correcta total de 95,5%.

Para dois anos antes da falência, o erro Tipo I regista apenas uma ligeira redução (passou de 39,4% para 30,3%), enquanto que o erro Tipo II diminui significativamente de 33,3% para 9,1%, registando uma capacidade predictiva total de 81,8%.

Estes resultados permitem concluir que uma boa parte dos erros devem-se a pequenas diferenças face ao valor crítico, sendo mais significativo nas empresas falidas no ano anterior à falência (erro Tipo I), e nas empresas não insolventes dois anos antes da falência (erro Tipo II).

No Quadro 4.16 pode observar-se a distribuição das empresas (Grupo 1 e 2) pelas diferentes classes de risco (Baixo, Médio e Alto).

Quadro 4.16 – Distribuição das empresas da primeira amostra pelas diferentes classes de risco

Anos anteriores à falência	Risco Baixo		Risco Médio		Risco Alto		Total	
	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2
1º ano	1	21	11	10	21	2	33	33
2º ano	10	20	9	10	14	3	33	33

As empresas falidas (Grupo 1) revelam uma passagem de risco “Alto” para risco “Médio” e “Baixo” do primeiro para o segundo ano antes da falência, ou seja, das 21 empresas classificadas com risco “Alto” no ano anterior à falência, no segundo ano anterior à falência descem para 14, aumentando em contrapartida o número de classificações de risco “Baixo”, o que justifica o forte aumento do erro Tipo I anteriormente identificado.

As empresas do Grupo 2 revelam, pelo contrário, uma classificação mais acertada, pois das 21 empresas classificadas de risco “Baixo” um ano antes da falência, apenas uma saiu desde nível de risco, transitando para risco “Alto”, o que explica a forte diminuição do erro Tipo II com a introdução das três classes de risco em substituição de apenas duas classes, concluindo-se pela existência de uma maior estabilidade no erro Tipo II.

É contudo importante salientar que no primeiro ano, em que a diferença entre os dois tipos de erro é baixo, existe um equilíbrio bastante forte entre o número de empresas correctamente classificadas (risco “Baixo” ou “Alto”) e o número de empresas de risco “Médio” dos dois grupos (11 e 10, respectivamente, Grupo 1 e 2), o que aumenta o grau de confiança nos intervalos definidos.

Pode observar-se no Quadro 4.17 os resultados da função discriminante aplicada à segunda amostra.

Quadro 4.17 – Erros de classificação da Função Discriminante aplicada à segunda amostra com três classes de risco

Anos anteriores à falência	Risco Baixo	Risco Alto
	Erro Tipo I	Erro Tipo II
1º ano	14,3%	21,4%

Constata-se que no ano anterior falência, os resultados da segunda amostra, à semelhança do que ocorreu com a primeira amostra, regista também uma redução do erro Tipo I de 25,0% para 14,3% e do erro Tipo II de 32,1% para 21,4%, obtendo uma capacidade predictiva total de 82,1%. Não obstante, os resultados apresentados não permitirem uma capacidade predictiva totalmente correcta, reforçam a conclusão anteriormente obtida, de que uma parte significativa dos erros se verificam por pequenas diferenças.

No Quadro 4.18 é possível avaliar a distribuição das empresas da segunda amostra (Grupo 1 e 2) pelas diferentes classes de risco (Baixo, Médio e Alto).

Quadro 4.18 – Distribuição das empresas da segunda amostra pelas diferentes classes de risco

Anos anteriores à falência	Risco Baixo		Risco Médio		Risco Alto		Total	
	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2
1º ano	4	10	8	12	16	6	28	28

Verifica-se que 46% das empresas apresentam uma classificação correcta em termos de risco “Baixo” ou “Alto”, respectivamente, empresas do Grupo 2 e 1. O erro total ascende a 10 empresas (4 no Grupo 1 e 6 no Grupo 2), enquanto as empresas classificadas com risco “Médio” estão distribuídas de forma equilibrada, 8 no Grupo 1 e 12 no Grupo 2, totalizando 36% do total.

Com a criação das três classes de risco, os resultados classificativos registam uma melhoria substancial, nomeadamente no que concerne à redução dos Erros Tipo I e Tipo II. Esta melhoria dos resultados deriva de muitas das empresas classificadas de forma incorrecta com base em duas classes de risco, registarem *scores* próximos do valor crítico (zero). A constituição de uma zona de incerteza, a que se denominou de risco “Médio”, levou a que muitas das empresas deixassem de ser incorrectamente classificadas, proporcionando substanciais reduções nos erros Tipo I e II.

Desta forma, o analista de crédito ganha uma maior eficácia na análise, quer porque algumas empresas consideradas no Grupo 2 (empresas não insolventes) registam um grau de risco “Médio” e, por isso, necessitam de uma análise mais cuidada, quer porque sendo empresas que estão numa situação de potencial dificuldade financeira, mas porque o seu *Z-Score* é próximo do valor de referência, poderão apresentar outras virtudes que permitam concluir que têm boas capacidades para solver as suas obrigações creditícias.

4.4.4 Aplicação dos dois Modelos Revistos de Altman (1983)

A aplicação dos dois modelos revistos de Altman (1983) foi feita directamente às duas amostras em estudo, sem alteração aos coeficientes apresentados para as respectivas funções discriminantes (referido no capítulo anterior: sub-secção 3.4.1).

O *score* médio para cada uma das duas amostras, atendendo aos dois modelos em análise, é apresentado no Quadro 4.19.

Quadro 4.19 – Médias dos dois Modelos Revistos de Altman (1983)

Modelo	Numero de empresas	Empresas Grupo 1	Empresas Grupo 2
Primeira Amostra			
Modelo Revisto de Altman Z'	33	1,44	2,30
Modelo Revisto de Altman Z''	33	-0,76	3,30
Segunda Amostra			
Modelo Revisto de Altman Z'	28	1,99	2,41
Modelo Revisto de Altman Z''	28	2,73	4,16

À semelhança das médias obtidas por Altman (1993: 204-206), verifica-se uma maior separação entre as médias dos Grupos 1 e 2 no modelo revisto por Altman (1983) denominado Z'' face ao Z' .

No Quadro 4.20 pode-se analisar a média de cada uma das variáveis dos dois modelos desenvolvidos por Altman (1983) aplicado a empresas privadas (denominados Z' -*Score* e Z'' -*Score*, o primeiro com cinco variáveis e o segundo com as primeiras quatro do primeiro modelo, embora com coeficientes diferentes) para as duas amostras em estudo.

Quadro 4.20 – Média das variáveis dos dois Modelos Revistos de Altman (1983)

Variáveis	Modelos Altman Z' e Z'' , ²⁶		Primeira Amostra		Segunda Amostra	
	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 1	Grupo 2
X ₁	-0,061	0,414	-0,145	0,178	0,136	0,304
X ₂	-0,626	0,353	-0,333	0,049	0,023	0,035
X ₃	-0,318	0,153	0,021	0,086	0,057	0,095
X ₄	0,494	2,684	1,091	1,333	1,310	1,344
X ₅	1,503	1,939	1,304	1,310	1,141	1,306

Não obstante a menor diferença entre as variáveis dos dois grupos de empresas face aos modelos de Altman (1983), também nas duas amostras em estudos se verifica que o Grupo 2 (empresas não insolventes) registam valores médios superiores em todas as variáveis face ao Grupo 1 (empresas falidas).

No Quadro 4.21 observa-se a aplicação do modelo revisto de Altman denominando Z' -*Score* à primeira amostra do estudo para o primeiro e segundo ano anteriores à falência, consegue prever com eficácia, respectivamente, em 55% e 47% dos casos. O erro Tipo I aumentou de 42% para 45%, respectivamente, entre o 1º e o 2º ano anterior à falência, enquanto que o erro Tipo II passou de 48% para 61%, no mesmo período.

²⁶ Altman (1993: 203).

Quadro 4.21 – Resultados Classificativos da Função Discriminante *Z'*-Score aplicada à primeira amostra para os dois anos anteriores à falência

GRUPO		Previsão da pertença ao grupo		TOTAL
		1	2	
1º Ano anterior à falência	1	19 (58%)	14 (42%)	33
	2	16 (48%)	17 (52%)	33
2º Ano anterior à falência	1	18 (55%)	15 (45%)	33
	2	20 (61%)	13 (39%)	33

Conclui-se que o Modelo *Z* desenvolvido na sub-seção 4.4.3.3. regista uma capacidade classificativa superior, quer para um ano antes da falência (85%), quer dois anos antes da falência (64%) face ao modelo revisto de Altman (1983) denominando *Z'*-Score.

Caso se considere uma zona de incerteza, conforme definido por Altman para este modelo (*gray area* = 1,23 a 2,90), os erros Tipo I descem de 42% para 18%, um ano antes da falência, e de 45% para 21% dois anos antes da falência. Os erros Tipo II passam de 48% para 21% no ano anterior à falência e de 61% para 33% dois anos antes da falência.

O Quadro 4.22 apresenta a aplicação anteriormente desenvolvida, mas agora com o modelo revisto de Altman (1983) denominando *Z''*-Score.

Quadro 4.22 – Resultados Classificativos da Função Discriminante Z'' -Score aplicada à primeira amostra para os dois anos anteriores à falência

GRUPO		Previsão da pertença ao grupo		TOTAL
		1	2	
1º Ano anterior à falência	1	16 (48%)	17 (52%)	33
	2	4 (12%)	29 (88%)	33
2º Ano anterior à falência	1	10 (30%)	23 (70%)	33
	2	10 (30%)	23 (70%)	33

Embora este modelo registre uma eficácia predictiva superior ao modelo anterior para o primeiro ano antes da falência (68% contra 55%), no segundo ano essa eficácia reduz-se substancialmente (50% contra 47%).

O erro Tipo I para um ano antes da falência é superior ao modelo anterior (52% contra 42%), aumentando mesmo no segundo ano antes da falência para 70%, enquanto que o erro Tipo II regista no 1º e 2º ano anterior à falência, respectivamente, 12% e 30%. Pode-se concluir que este modelo prevê com maior eficácia as empresas não insolventes (empresas do Grupo 2) do que as empresas falidas (Grupo 1).

Com a aplicação da zona de incerteza definido por Altman (1983) para este modelo (*gray area* = 1,10 a 2,60), o erro Tipo I para um ano antes da falência é quase o dobro do modelo anterior (30% contra 18%), aumentando mesmo no segundo ano antes da falência para 42%. O erro Tipo II registam-se em 6% e 30% dos casos, respectivamente, no 1º e 2º ano anterior à falência, confirmando a conclusão anterior de que este modelo classifica com maior eficácia as empresas do Grupo 2.

Efectuada a aplicação da segunda amostra sobre os dois modelos revistos de Altman (1983), obtiveram-se os resultados evidenciados no Quadro 4.23.

Quadro 4.23 – Resultados Classificativos da Função Discriminante

Z'-Score e *Z''-Score* aplicados à segunda amostra

GRUPO		Previsão da pertença ao grupo		TOTAL
		1	2	
<i>Z'-Score</i>	1	17 (61%)	11 (39%)	28
	2	12 (43%)	16 (57%)	28
<i>Z''-Score</i>	1	21 (75%)	7 (25%)	28
	2	12 (43%)	16 (57%)	28

A aplicação dos modelos revistos *Z'-Score* e *Z''-Score* de Altman (1983) à segunda amostra do estudo obteve uma eficácia classificativa, respectivamente, de 59% e 66% dos casos, registando os erros Tipo I valores mais baixos que os erros Tipo II.

A aplicação da zona de incerteza definida por Altman para estes dois modelos, reduz consideravelmente os erros Tipo I e Tipo II, conforme se pode observar no Quadro 4.24.

Quadro 4.24 – Erros de Classificação da Função Discriminante *Z'-Score* e *Z''-Score* considerando uma zona de incerteza aplicada à segunda amostra

Função discriminante	Erros	
	Tipo I	Tipo II
<i>Z'-Score</i>	11%	18%
<i>Z''-Score</i>	21%	7%

Enquanto que os erros Tipo I registam reduções significativas de 39% para 11% no modelo *Z'-Score*, no modelo *Z''-Score* estes erros passam de 25% para apenas 21%. Os erros Tipo II no modelo *Z'-Score* descem de 43% para 18%, enquanto que no modelo *Z''-Score* essa redução é ainda mais acentuada, passando de 43% para 7%, confirmando também na segunda amostra que este último modelo prevê com maior eficácia as empresas do Grupo 2.

4.5 Discussão dos Resultados

Esta secção é dedicada à interpretação e discussão dos resultados obtidos na investigação empírica sobre modelos *score* na avaliação do risco de crédito nas empresas do sector da construção.

A função discriminante estimada (Modelo Z) identificou três variáveis, das quais duas estão incluídas noutros modelos empíricos estudados no capítulo anterior.

A variável identificada com maior correlação com a função discriminante, de acordo com os coeficientes estruturais, é a variável Liquidez Geral Invertida ($X_2 = \text{Passivo de Curto Prazo} / \text{Activo Circulante}$), incluída também no modelo estimado por Mason e Harris (1979), sugerindo que esta variável tem uma maior importância, no sector da construção, na detecção da falência, face à rendibilidade do activo e ao custo médio dos capitais alheios.

A segunda variável identificada com maior relação com a função discriminante é a variável Custo Médio dos Capitais Alheios ($X_3 = \text{Custos Financeiros} / \text{Passivo Total}$), e não obstante não ter sido encontrada noutros estudos empíricos, pode-se admitir que o

custo médio dos capitais alheios assume uma importância relativa superior à rendibilidade nesta indústria, o que contrasta, em parte, com as conclusões de Mason e Harris (1979) que evidenciaram a rendibilidade como uma das mais importantes no sector da construção.

Face aos resultados, pode-se sugerir que a redução do risco de falência nesta indústria, pode passar por uma redução do custo dos capitais alheios, conseguido através de uma alteração da composição do passivo, nomeadamente privilegiando os credores que não cobram encargos financeiros, como por exemplo os “Fornecedores” ou “Adiantamentos de Clientes”, muito vulgar no sector da construção, em substituição do crédito bancário.

Por último, o indicador com menor correlação com a função discriminante é a variável Rendibilidade ($X_1 = \text{RAJI} / \text{Activo Total}$), não obstante estar incluída em dois outros modelos empíricos, designadamente Altman (1968) e Altman *et al.* (1977).

Como base no Apêndice 3 que sintetiza os resultados dos vários modelos *score* estudados no capítulo anterior, é possível efectuar comparações com o modelo estimado (Modelo Z), designadamente quanto à dimensão das amostras (número de empresas falidas e não insolventes), ao número total de rácios utilizados na estimação de cada um dos modelos, ao número de rácios da função discriminante, e ainda, à capacidade classificativa de cada um dos modelos, bem como à percentagem de erros Tipo I e Tipo II evidenciados no Apêndice 4.

Os modelos estudados foram estimados a partir de amostras compostas em média por 89 empresas (43 “falidas” e 46 “saudáveis”), um valor ligeiramente superior aquele que foi utilizado para a construção do Modelo Z (66 empresas, das quais 33 falidas e 33 não insolventes).

O número de variáveis (rácios) utilizadas na estimação dos modelos são significativamente diferentes, varia entre o número mais baixo de Wilcox (1971a) e Tristão (1997) com 7 variáveis e o mais elevado de Taffler e Tisshaw (1977) com 80, enquanto que o Modelo Z foi estimado partindo inicialmente de 60 rácios, representando quase o dobro da média dos vários modelos (31).

No entanto, esta análise inverte-se quanto ao número de variáveis incluídas na função, uma vez que a média dos modelos estudados ascende a 6 rácios, contra metade do Modelo Z, que regista o menor número de variáveis comparativamente aos restantes modelos.

No Apêndice 4 observa-se que os vários modelos estudados registam, em média, uma capacidade classificativa total de 92% no ano anterior à falência, variando entre o valor mais baixo de 70% do modelo de Tristão (1997), e o mais elevado com uma capacidade predictiva total (100%) de Mason e Harris (1979).

O Modelo Z regista uma classificação correcta para um ano antes da falência de 85%, ligeiramente inferior à média, podendo concluir-se que regista um poder classificativo bastante satisfatório.

Verifica-se uma redução no poder classificativo dos modelos *score* revistos, em média, de 92% para 86%, na sua aplicação ao segundo ano anterior à falência (N-2), sendo contudo esta redução da eficácia dos modelos natural, conforme refere Altman (1993: 188), atendendo a que quanto mais distante se está do momento da falência, menos definidos são os rácios, no sentido de prever essa mesma situação.

Pode-se inferir que o Modelo Z para o segundo ano anterior à falência da empresa, tem uma razoável capacidade de previsão, nomeadamente, quando comparado com os

resultados registados pelo modelo de Altman (1968), que obteve classificações correctas nas empresas falidas de 72% e 48%, respectivamente, no segundo e terceiro ano antes da falência (Altman, 1993: 195).

A aplicação dos modelos revistos sobre outras amostras, evidencia em geral, uma quebra da capacidade predictiva dos vários modelos de 15%, ou seja, em média descem de 92% para 77%, respectivamente, entre a amostra original e a segunda amostra. Segundo Altman (1993: 194), a eficácia de um modelo é mais elevada na amostra sobre o qual é construído, do que numa nova amostra retirada da mesma população, pelo que se poderá deduzir que a eficácia obtida está sobrevalorizada face ao verdadeiro desempenho que se obterá aquando da aplicação do modelo à população.

É de realçar, que o Modelo *Z* apresenta uma capacidade predictiva de 71% quando aplicado a uma nova amostra (registra uma quebra de 14% na capacidade predictiva entre a amostra original e a segunda amostra), o que se pode considerar como bastante satisfatório, obtendo resultados idênticos ou até superiores aos modelos de Taffler e Tisshaw (1977), Banco de Inglaterra (1979) e Mason e Harris (1979), respectivamente, com 72%, 66% e 64%.

Altman (1968) na aplicação do modelo *Z-score* sobre uma segunda amostra introduziu uma zona cinzenta que permitiu reduzir de 15 empresas mal classificadas para apenas 3 e passar de 16,5% para um erro de apenas 3,3%, ou seja, o modelo com duas classes de erro apresentava uma capacidade classificativa de 83,5%, mas subiu para 96,7% quando se introduziram 3 classes de risco (zona cinzenta).

A este nível, o Modelo *Z* regista com a introdução de 3 classes de risco, uma capacidade classificativa na amostra original de 95,5% no ano anterior à falência, melhorias

também sentidas dois anos antes da falência e na segunda amostra, com uma predictividade total de 81,8% e 82,1%, respectivamente.

A aplicação dos modelos revistos de Altman (1983) apresentam resultados decepcionantes, tendo-se obtido uma capacidade predictiva para duas classes de risco, no ano anterior à falência, entre um mínimo de 55% e um máximo de 68%, descendo para cerca de 50% (47% e 50%), dois anos antes da falência, conforme se pode verificar no Quadro 4.25.

Quadro 4.25 – Resumo dos Resultados Classificativos dos dois Modelos Revistos de Altman (1983)

Modelos	Duas Classes de Risco			Três Classes de Risco		
	Amostra Original		Segunda Amostra	Amostra Original		Segunda Amostra
	N-1	N-2	N-1	N-1	N-2	N-1
<i>Z'-Score</i>	55%	47%	59%	81%	73%	86%
<i>Z''-Score</i>	68%	50%	66%	82%	64%	86%

Foi ainda possível concluir que o modelo revisto *Z'-Score* de Altman (1983) apresenta uma maior capacidade para prever correctamente empresas que terão um significativo potencial em falir nos próximos dois anos, enquanto que o modelo *Z''-Score* evidencia maior capacidade, face ao modelo anterior, em prever empresas que não terão tendência em falir. Quanto à eficácia global, verifica-se que o modelo revisto *Z''-Score* regista um maior número de classificações correctas, quer para um ano antes da falência, quer para dois anos antes da falência, face ao modelo revisto *Z'-Score*.

Com a introdução de uma zona de incerteza nestes dois modelos de Altman (1983) foi possível reduzir substancialmente os erros Tipo I (erro de classificar uma empresa falida como não insolvente) e erros Tipo II (erro de classificar uma empresa não insolvente

como uma empresa falida), melhorando a eficácia destes dois modelos, na previsão de situações de dificuldades financeiras geradoras de potencial falência de empresas.

A aplicação efectuada sobre três classes de risco melhora a capacidade predictiva dos dois modelos revistos de Altman (1983), curiosamente com maior expressão na segunda amostra, passando de uma capacidade classificativa correcta de 59% e 66%, respectivamente, nos modelos *Z'-score* e *Z''-Score*, para 86% em ambos os modelos.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES

O sector bancário afecta uma grande parte dos seus recursos à actividade creditícia, atendendo a que esta actividade de base, serve também o propósito de captação de clientes para outros produtos, normalmente designados de desintermediação financeira.

A gestão do crédito, quer ao nível da sua concessão, quer ao nível do acompanhamento da carteira, obtém significativa relevância, visto que uma maior sinistralidade do crédito bancário tem como consequência um aumento das provisões para CCD, que no ano 2003 representaram no sistema financeiro português 30% do produto bancário.

Neste contexto, ganham importância acrescida os instrumentos de análise, quer na concessão de novos créditos, quer no acompanhamento e controlo dos créditos já concedidos, que permitam antecipar potenciais situações de incumprimento. Esta actividade deve ser desenvolvida sem um aumento dos recursos disponíveis, designadamente humanos, porque isso teria como consequência custos acrescidos, redutores da competitividade das próprias instituições financeiras.

Face ao exposto, modelos quantitativos construídos com base em amostras de empresas falidas e não insolventes, utilizando sofisticados meios informáticos, servem para apoiar a decisão de novas operações de crédito de uma forma rápida, mas segura, nomeadamente naquelas em que o sistema propõe “aceitar” ou “rejeitar”, deixando disponíveis os recursos existentes para as operações de crédito que necessitam de uma maior análise face à resposta “inconclusiva” do modelo (não permite uma clara identificação do risco).

A utilização de modelos *score* pode também ser utilizada no acompanhamento e controle da carteira de crédito, designadamente através da obtenção das Demonstrações Financeiras mais recentes dos clientes empresa, com o objectivo de identificar potenciais situações de insolvência, em ordem a permitir ao banco tomar antecipadamente as decisões que possibilitem salvaguardar a integridade da sua carteira de crédito (*e.g.* renegociando o crédito, e se possível, obter a sua liquidação antecipada ou procurando reforçar garantias).

Por outro lado, estes modelos permitem ainda ir ao encontro das exigências impostas pelo Novo Acordo de Basileia II, nomeadamente através da introdução de *ratings* internos mais avançados, propiciadores de uma redução das necessidades de capital próprio afecto à actividade creditícia, melhorando os níveis competitivos e de rendibilidade das Instituições Financeiras.

Esta ferramenta de apoio à decisão de crédito, sempre útil, deriva da utilização de modelos inicialmente desenvolvidos na previsão de falência de empresas. Investigação sobre este tema tem sido desenvolvida desde a década de 60, quando os primeiros estudos empíricos foram publicados.

Embora os modelos *score* de previsão de falências registem um poder classificativo correcto, entre 80% a 90% na maioria dos casos, tendo alguns estudos registado mesmo taxas de classificação correctas ainda mais elevadas, o problema reside na inexistência de uma construção teórica sobre a falência de empresas, pelo que a capacidade predictiva do modelo está dependente da melhor selecção das variáveis a incluir nos modelos de previsão de falência e do método estatístico utilizado.

Até à década de 80, o método mais utilizado na predictividade de falência de empresas foi a análise discriminante. Durante os anos 80, outros métodos foram sendo utilizados, como a análise logística ou modelos não paramétricos, e embora tenham obtido diferentes modelos de previsão de falências, os resultados classificativos obtidos foram relativamente semelhantes.

No modelo empírico desenvolvido neste trabalho, a primeira conclusão que se pode retirar é sobre a boa capacidade classificativa do modelo proposto, mesmo atendendo a que os modelos de pontuação quantitativa apenas incluem informação económico-financeira de empresas, quando é reconhecido que boa parte da informação relevante deriva de factores qualitativos, como a capacidade de gestão dos seus responsáveis.

Os resultados obtidos pelo modelo proposto face a outros estudos empíricos, e mesmo tendo em consideração tratem-se de países, sectores de actividade, dimensão das amostras e das empresas e critérios de constituição dos grupos diferentes, em termos gerais, podem ser considerados bastante aceitáveis.

Para duas classes de risco, e um ano antes da falência, o modelo proposto obteve uma capacidade classificativa correcta de 85%, descendo a eficácia na previsão para 64%

dos casos, dois anos antes da falência. Na segunda amostra, o modelo proposto obteve uma resposta classificativa correcta de 71%.

Com a introdução de três classes de risco, e para o primeiro ano antes da falência, o erro Tipo I (classificar uma empresa falida como não insolvente) baixou de 15% para 3%, enquanto que o erro Tipo II (classificar um empresa não insolvente como falida) desceu de 15% para 6%, ou seja, apenas 3 empresas das 66 (4,5%), mantiveram uma resposta errada no modelo. Resultados semelhantes, embora inferiores, foram também obtidos para dois anos antes da falência e para a segunda amostra.

No processo de estimação da função discriminante através do método *stepwise*, a primeira variável a ser incluída no modelo foi a Liquidez Geral Invertida (X_2). A segunda foi o Custo Médio dos Capitais Alheios (X_3) e a terceira foi a Rendibilidade do Activo (X_1).

Não obstante a inexistência de uma construção teórica sobre as variáveis (rácios) a incluir no modelo, foi possível verificar que das três variáveis escolhidas, duas (X_1 e X_2) são idênticas a modelos anteriormente propostos, podendo-se concluir, embora de forma cautelosa, que alguns rácios têm um maior poder discriminante na previsão de falência de empresas face a outros indicadores financeiros.

Na aplicação de modelos *score* construídos noutros países com empresas de diferentes sectores de actividade (*e.g.* modelo revisto de Altman de 1983) sobre outras amostras, foi possível verificar a sua decepcionante capacidade predictiva face a modelos especificamente construídos para o efeito (situação evidenciada não só no presente estudo, mas também no trabalho de Morgado (1997)).

Por conseguinte, parece relevante as instituições financeiras construírem um modelo de raiz que as apoie na análise, decisão e acompanhamento de crédito, visto que, obtém-se uma melhor capacidade predictiva através da construção de modelos próprios, designadamente com base na central de balanços que estas instituições dispõem das empresas suas clientes.

A presente investigação sobre a avaliação do risco de crédito bancário nas empresas do sector da construção apresenta algumas limitações relacionadas com a amostra e com os dados.

O modelo de previsão de falências obtido não permite fazer generalizações devido ao carácter não aleatório da amostra, visto apenas terem sido integradas as empresas falidas no triénio 2001/2003 que efectivamente apresentaram Demonstrações Financeiras até três anos antes da falência. Outra limitação refere-se ao facto da segunda amostra que serviu de aplicação ao modelo desenvolvido não apresentar as mesmas características da amostra original (apresentam elementos económico-financeiros mais distantes do momento da falência).

Relativamente aos dados, uma das limitações está relacionada com a inexistência de balanços analíticos para muitas das observações (empresas) do estudo, o que impediu o uso de certo tipo de variáveis (rácios). Por outro lado, não foi possível recolher, para muitas empresas, os dados económico-financeiros referentes ao ano imediatamente anterior à falência. Por último, a impossibilidade de obter dados históricos consistentes para todas as empresas, no sentido de serem introduzidas algumas variáveis de tendência no presente trabalho.

Em termos de futuras investigações a desenvolver sobre esta matéria, poderão ser direccionadas para a construção de modelos focalizados em sectores específicos, como o turismo.

Para o efeito, deverão ser obtidas duas amostras, uma destinada à construção do modelo e outra à validação do próprio modelo. Os elementos contabilísticos a recolher devem ter um histórico de 10 anos, à semelhança do modelo *ZETA* desenvolvido por Altman *et al.* (1977), por forma a poderem ser incluídas variáveis de tendência na análise estatística. Por outro lado, será de todo o interesse dispor de Demonstrações Financeiras analíticas que permitam utilizar dados contabilísticos mais discriminados, como a conta de “Fornecedores” ou “Estado e Outros Entes Públicos” (*e.g.* modelo de Mason e Harris de 1979).

Como forma de aumentar a capacidade de antecipação do incumprimento bancário, situação que por norma antecede a falência da empresa, deverão ser investigadas empresas que registam incidentes ou incumprimentos no pagamento das suas obrigações financeiras aos bancos, ao Estado, aos trabalhadores ou a outras entidades.

A construção de um modelo de pontuação global de empresas destinado a apoiar a análise do risco de crédito deverá também contemplar variáveis de natureza qualitativa, por exemplo, capacidade de gestão, experiência no negócio do empresário/gestor e formação dos recursos humanos, e até variáveis de natureza macro-económica que influenciam o rumo de desenvolvimento da actividade empresarial, como sejam, taxas de juro, taxas de inflação e evolução do crescimento económico.

Por último, atendendo a que não é indiferente o custo de classificações incorrectas Tipo I ou II, embora exista a convicção de que o custo associado ao erro Tipo I é significativamente maior do que o custo do erro Tipo II, deverá aprofundar-se a investigação sobre estimativas de custos associados a cada um destes tipos de erro. O modelo de pontuação global a construir deverá prever na zona de incerteza os custos associados a cada um destes tipos de erros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Altman, E. I., (1968) Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, 4, 589-609.

Altman, E. I, R. G. Haldeman e P. Narayanan (1977) ZETA ANALYSIS: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations, *Journal of Banking and Finance*, 29-54.

Altman, E. I. (1983) *Corporate Financial Distress*, New York, John Wiley & Sons in
Altman, E. I. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Second Edition, New York, John Wiley & Sons.

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

Altman, E. I., G. Marco e F. Varetto (1994) Corporate Distress Diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience), *Journal of Banking and Finance*, 18, 505-529

Associação Portuguesa de Bancos (2001) *Boletim Informativo*, Lisboa, Associação Portuguesa de Bancos.

Associação Portuguesa de Bancos (2002) *Boletim Informativo*, Lisboa, Associação Portuguesa de Bancos.

Associação Portuguesa de Bancos (2003) *Boletim Informativo*, Lisboa, Associação Portuguesa de Bancos.

Banco de Portugal (1997, 1998, 1999, 2000, 2001 e 2002) Quadros de Situação Sectoriais, *editados pela Central de Balanços do Banco de Portugal*. Disponível em URL: <<http://www.bportugal.pt>> (consulta em 15 de Abril de 2004).

Banco de Portugal (2003) *Relatório Anual*. Disponível em URL: <<http://www.bportugal.pt>> (consulta em 26 de Outubro de 2004).

- Banco de Portugal (2004a) *Boletim Estatístico de Abril*. Disponível em URL: <<http://www.bportugal.pt>> (consulta em 26 de Outubro de 2004).
- Banco de Portugal (2004b) Sistema de Instruções do Banco de Portugal (SIBAP). *Base de Dados permanentemente actualizada [online]*. *Boletim Oficial do Banco de Portugal*. Disponível em URL: <<http://www.bportugal.pt/servs/sibap/sibapp.htm>> (consulta em 10 de Fevereiro de 2004).
- Bank for International Settlements (2001) *Basel Committee on Banking Supervision – Consultative Document Overview of The New Basel Capital Accord*. Maio de 2001. Disponível em URL: <<http://www.bis.org/publ/bcbsca02.pdf>> (consulta em 12 de Janeiro de 2004).
- Basu, S. N. e H. L. Rolfes (1995) *Strategic Credit Management*, New York, John Wiley & Sons.
- Batista, A. S. (1996) *A Gestão do Crédito como Vantagem Competitiva*, 2ª Edição, Vida Económica.
- Beaver, W. H. (1967) Financial Ratios as Predictors of Failures in Empirical Research in Accounting: Selected Studies, 1966 in supplement to the *Journal of Accounting Research*, January, 71-111.
- Beaver, W. H. (1968) Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure, *The Accounting Review*, January, 113-122.
- Blum, M. P. (1974) The Failing Company Doctrine, *Boston College Industrial and Commercial Review* in Altman, E. I. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Second Edition, New York, John Wiley & Sons.
- Bolitho, N. (1973) How to spot insolvency before it happens, *Investors Chronicle*, 23, 1146-1147 in Taffler, R. J. (1984) Empirical Models for the Monitoring UK Corporations, *Journal of Banking and Finance*, 8, 199-227.
- Brealey, R. A. e S. C. Myers (1998) *Princípios de Finanças Empresariais*, 5ª Edição, Lisboa, McGraw-Hill.

- Citigroup Smith Barney (2004) Estudo sobre Provisões citado pelo *Diário Económico*, de 12/03/2004, 27-28.
- Coats, P. K. e L. F. Fant (1993) Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool, *Financial Management*, 142-155.
- Coface Mope – Serviços de Informação e Gestão de Cobranças, SA. *Estudo sobre falências em Portugal 2003 vs. 2002 e 2001 vs 2000*. Disponível em URL: www.cofacemope.pt (consulta em 28 de Fevereiro de 2004).
- Cohen, E. (1995) *Análise Financeira*, Lisboa, Editorial Presença.
- Coleshaw, J. (1989) *Credit Analysis – How to Measure and Manage Credit Risk*, Cambridge, Woodhead-Faulkner (Publishers).
- Deakin, E. B. (1972) A discriminate analysis of predictors of business failure, *Journal of Accounting Research*, 1, 167-179 in Altman, E. I. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Second Edition, New York, John Wiley & Sons.
- DefaultRisk.com *The web's biggest credit risk modeling resource*. Disponível em URL: <http://www.defaultrisk.com> (consulta em 24 de Janeiro de 2004).
- Donaldson, T. H. (1995) *More thinking about credit*, London, Macmillan Press Ltd.
- Edminster, R. O. (1972) An empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* in Altman, E. I. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Second Edition, New York, John Wiley & Sons.
- Edwards, H. (1986) *Credit Management Handbook*, Second Edition, London, Gower Publishing Company Ltd.
- Fernandes, R. A. (2001) *O Conceito de (Des)equilíbrio Patrimonial e a Continuidade das Sociedades Comerciais*, Dissertação de Mestrado não publicada, Universidade do Minho, Escola de Economia e Gestão.
- Freire, A. (1997) *Estratégia Sucesso em Portugal*, Lisboa, Editorial Verbo.

- Frydman, H., E. I. Altman e D. Kao (1985) Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress, *Journal of Finance*, 40 in Altman, E. I. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Second Edition, New York, John Wiley & Sons.
- Gropp, R., J. Vesala e G. Vulpes (2002) Equity and Bond Market Signals as Leading Indicators of Bank Fragility, *European Central Bank*, Working Paper no. 150, Working Paper Series.
- Hale, R. H (1983) *Credit Analysis – A Complete Guide*, New York, John Wiley & Sons.
- Marais, D. A. J. (1979) A method of quantifying companies relative financial strength, *Bank of England discussion paper no. 4* in Taffler, R. J. (1984) Empirical Models for the Monitoring UK Corporations, *Journal of Banking and Finance*, 8, 199-227.
- Maroco, J. (2003) *Análise Estatística – Com Utilização do SPSS*, Lisboa, Edições Sílabo.
- Mason, R. J. e F. C. Harris (1979) Predicting company failure relative financial in the construction industry, *Proceedings of the Institution of Civil Engineers* in Taffler, R. J. (1984) Empirical Models for the Monitoring UK Corporations, *Journal of Banking and Finance*, 8, 199-227.
- Mason, R. J. e F. C. Harris (1980) Predicting company failure in the construction industry, *Proceedings of the Institution of Civil Engineers*, Part 1, 66, 301-307.
- Mercer Oliver Wyman (2003) Estudo sobre Basileia II, citado por *Semanário Económico* de 06/03/2003, 12-13.
- Morgado, A. J. (1997) *Análise Z-Score – Estudo Teórico e Prático no Âmbito do Enquadramento e Características das Empresas Portuguesas*, Dissertação de Mestrado não publicada, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa.
- Neves, J. C (2002) *Análise Financeira: Volume I – Técnicas fundamentais*, 14ª Edição, Lisboa, Texto Editora.

- Neves, J. C e J. M. Silva (1998) Modelos de Risco de Incumprimento à Segurança Social, *ISEG – Fundação para a Ciência e Tecnologia, Projecto SSPS/S/EAE/2617/96* em Neves, J. C (2002) *Análise Financeira: Volume I – Técnicas fundamentais*, 14ª Edição, Lisboa, Texto Editora.
- Norinha, V. (2002) Relatório sobre a Banca Nacional, *Revista Euronotícias*, 162, 7-8.
- Ohlson, J. (1980) Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, 389-395 in Altman, E. I. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Second Edition, New York, John Wiley & Sons.
- Pestana, M. H. e J. N. Gageiro (2003) *Análise de dados para Ciências Sociais – A complementaridade do SPSS*, 3ª Edição, Lisboa, Edições Sílabo.
- Platt, H. D. e M. B. Platt (1990) Development of a Class of Stable Predictive Variables: The Case of Bankruptcy Prediction, *Journal of Business, Finance and Accounting*, Spring,17, 31-51.
- Reis, E. (1997) *Estatística Multivariada Aplicada*, Lisboa, Edições Sílabo.
- Santomero, A. M. e J. D. Vinso (1977), Estimating the Probability of Failure for Commercial Banks and the Banking System, *Journal of Banking and Finance*, September, 185-205.
- Santos, M. J. (1999) *A Avaliação de Risco de Crédito nas PME's Portuguesas com base na Informação Económico-Financeira*, Dissertação de Mestrado não publicada, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa.
- Santos, R. e H. Adegas (1990) *Inovações Financeiras: Uma Introdução*, Lisboa, Banco de Portugal.
- Silva, F. S. e R. A. Fernandes (2003) Indicadores de continuidade das sociedades comerciais, *Revista da Ordem dos Revisores Oficiais de Contabilidade*, Setembro, 44-58.

- Silva, J. P. (1983) *Administração de Crédito e Previsão de Insolvência*, São Paulo, Editora Atlas.
- Sinkey, J. F. (1992) *Commercial Bank Financial Management – In the Financial-Services Industry*, Fourth Edition, New York, Macmillan Publishing Company.
- Stein, J e W. Ziegler (1984) The prognosis and Surveillance of Risks from Commercial Credit Borrower, *Journal of Banking and Finance*, 8, 249-268 in Neves, J. C (2002) *Análise Financeira: Volume I – Técnicas fundamentais*, 14ª Edição, Lisboa, Texto Editora.
- Taborda, A. e F. M. Freitas (1992) *Crédito Bancário*, Lisboa, Associação Portuguesa de Bancos - Instituto Superior de Formação Bancária.
- Taborda, A., C. Casanova, H. Nunes, J. Cruz, J. Simões e P. Antunes (2002) *Financiamento e Crédito Bancário*, 6.º Edição, Lisboa, Associação Portuguesa de Bancos, Instituto Superior de Formação Bancária.
- Taffler, R. J. (1974) Filing those firms in danger, *Accountancy Age*, 16 in Taffler, R. J. (1984) Empirical Models for the Monitoring UK Corporations, *Journal of Banking and Finance*, 8, 199-227.
- Taffler, R. J e H. J. Tisshaw (1977) Going, going, gone, four factors which predict in Taffler, R. J. (1984) Empirical Models for the Monitoring UK Corporations, *Journal of Banking and Finance*, 8, 199-227.
- Taffler, R. J. (1984) Empirical Models for the Monitoring UK Corporations, *Journal of Banking and Finance*, 8, 199-227.
- Taffler, R. J. (1994) The use of the Z-Score approach in practice, *Working Paper, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa*, 27 de Junho de 1994.
- The Banker (2003) Supplements » Basel II. Disponível em URL: http://www.thebanker.com/news/categoryfront.php/id/351/Basel_II.html (consulta em 12 de Janeiro de 2004).

- Tomé, J. (1999) *Mercados Financeiros – Teoria e Prática*, Albufeira, Dossier - Comunicação e Imagem, Lda.
- Trigo, F. G. (1997) Predicción de la Insolvencia Empresarial, *Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas (AECA) Monografías*, 13-31.
- Tristão, M. M. (1997) *Risco de Falência das Empresas Portuguesas*, Dissertação de Mestrado não publicada, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa.
- Wilcox, J. W. (1971a) A Simple Theory of Financial Ratios and the Predictors of Failure, *Journal of Accounting Research*, 389-395 in Altman, E. I. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Second Edition, New York, John Wiley & Sons.
- Wilcox, J. W. (1971b) A Prediction of Business Failure Using Accounting Data, *Journal of Accounting Research - Supplement Empirical Research in Accounting - Selected Studies*, 1973, 163-179.