



UNIVERSIDADE DO ALGARVE

FACULDADE DE ECONOMIA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM FINANÇAS EMPRESARIAIS

**MODELO DE PREVISÃO DE FALÊNCIA: O CASO DA
CONSTRUÇÃO CIVIL EM PORTUGAL**

Helder Almeida Costa

Orientado por:

Professor Doutor Luís Miguel Serra Coelho

Professor Doutor Rúben Miguel Torcato Peixinho

2014

MODELO DE PREVISÃO DE FALÊNCIA: O CASO DA CONSTRUÇÃO CIVIL EM PORTUGAL

DECLARAÇÃO DE AUTORIA DE TRABALHO

Declaro ser o autor deste trabalho, que é original e inédito. Autores e trabalhos consultados estão devidamente citados no texto e constam da listam de referência incluída.

O autor,

A handwritten signature in black ink, consisting of a horizontal line with a vertical stroke crossing it, and a small dot at the end.

Copyright

A Universidade do Algarve tem o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicitar este trabalho através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou em forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, de o divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

Aos meus pais

ÍNDICE

Índice.....	IV
Índice de Tabelas.....	VI
Siglas e Abreviaturas.....	VII
Agradecimentos.....	VIII
Resumo.....	IX
Abstract.....	X
Introdução.....	1
Capítulo I – Enquadramento Teórico.....	3
1. Revisão da literatura.....	3
1.1. Modelos univariados.....	3
1.2. Modelos de análise discriminante multivariada.....	4
1.3. Modelos de regressão logística.....	5
1.3.1. Modelo <i>Logit</i>	6
1.3.2. Modelo <i>Probit</i>	14
1.3.3. Outros contributos.....	16
Capítulo II – Breve Enquadramento sobre o Setor da Construção Civil em Portugal.....	18
2. O Setor da Construção Civil em Portugal.....	18
2.1. Caraterização do Setor da Construção Civil em Portugal de 1996 - 2013.....	18
2.2. Evolução do Setor em Portugal nas últimas décadas.....	19
Capítulo III - Metodologia.....	23
3. Metodologia.....	23
3.1. Definição do modelo e especificação da variável dependente.....	23
3.2 Variáveis independentes: rácios económico-financeiros.....	24
3.2.1 Seleção de rácios a considerar no modelo.....	25
3.3. A amostra.....	27

3.4. Estimação do modelo <i>Logit</i>	30
Capítulo IV - Resultados	31
4. Resultados.....	31
4.1. Estatísticas descritivas.....	31
4.2. Estimação do modelo <i>Logit</i>	34
4.2.1. Estimação do modelo <i>Logit</i> com informação financeira reportada um ano anterior à falência – Modelo 1.....	34
4.2.2. Estimação do modelo <i>Logit</i> com informação financeira reportada dois anos anteriores à falência – Modelo 2	39
4.3 Discussão dos resultados.....	43
Capítulo V - Conclusões	46
5. Nota conclusiva	46
5.1. Limitações	46
5.2. Contributos futuros.....	48
Referências Bibliográficas	49

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1.1 – Comparação entre os sinais esperados e obtidos por Ohlson (1980)	9
Tabela 1.2 – Resultados obtidos por Ohlson (1980) nos 3 modelos	9
Tabela 1.3 – Variáveis introduzidas no modelo de Altman e Sabato (2007).....	12
Tabela 1.4 – Sinais dos coeficientes esperados e obtidos por Altman e Sabato (2007).....	13
Tabela 1.5 – Taxas de erro e probabilidade de falência obtidas por Altman e Sabato (2007). 14	
Tabela 1.6 – Taxas de classificação obtidas no estudo de Zmijewski (1984).....	15
Tabela 3.1 – Variáveis consideradas no modelo em estudo.....	27
Tabela 4.1 – Falências ocorridas por distrito	31
Tabela 4.2 – Comparação dos valores médios dos rácios das empresas não falidas e falidas. 32	
Tabela 4.3 – Significância estatística da comparação dos valores médios dos rácios das empresas falidas e não falidas	33
Tabela 4.4 – Análise direcionada – Estatística Wald – Modelo 1.....	35
Tabela 4.5 – Coeficientes de estigmatização <i>Logit</i> – Modelo 1	35
Tabela 4.6 – Teste <i>Omnibus</i> para os coeficientes obtidos – Modelo 1	36
Tabela 4.7 – Avaliação do ajuste geral – Modelo 1	37
Tabela 4.8 – Resultados da classificação – Modelo 1	38
Tabela 4.9 – Resultados da classificação <i>hold-out sample</i> – Modelo 1	38
Tabela 4.10 – Análise direcionada – Estatística <i>Wald</i> – Modelo 2.....	39
Tabela 4.11 – Coeficientes de estimação <i>Logit</i> – Modelo 2	40
Tabela 4.12 – Teste <i>Omnibus</i> para os coeficientes obtidos – Modelo 2	41
Tabela 4.13 – Avaliação do ajuste geral – Modelo 2	41
Tabela 4.14 – Resultados da classificação – Modelo 2.....	42
Tabela 4.15 – Resultados da classificação <i>hold-out sample</i> – Modelo 2.....	42
Tabela 4.16 – Variáveis consideradas no modelo em estudo.....	43

SIGLAS E ABREVIATURAS

AMADEUS – Analyse Major Database from European Sources

COFACE – Compagnie Française d'Assurance pour le Commerce Extérieur

EBIT – Earnings Before Interest and Taxes

EBITDA – Earnings Before Interest Taxes Depreciation and Amortization

MDA – Multiple Discriminant Analysis

NIF – Número de Identificação Fiscal

PME – Pequenas e Médias Empresas

POC – Plano Oficial de Contabilidade

SIC CODE – Standard Industrial Classification

SNC – Sistema de Normalização Contabilística

SPSS – Software aplicativo acrónimo de Statistical Package for the Social Sciences

UE – União Europeia

AGRADECIMENTOS

Agradeço,

Aos meus Orientadores, Professor Doutor Luís Serra Coelho e Professor Doutor Rúben Torcato Peixinho, pela constante e sempre preciosa ajuda prestada ao longo destes meses, assim como, pelos ensinamentos e conselhos transmitidos, sem esquecer a motivação, a alegria e a disponibilidade sempre demonstradas ao longo deste percurso.

À minha família pela pronta ajuda e motivação que sempre me proporcionou ao longo da vida e pelas longas horas que abdiquei da sua companhia nestes últimos meses.

A todos os professores, colegas e amigos pela disponibilidade e incentivo demonstrados durante esta etapa académica.

Por último e, sem referenciar ninguém em particular, uma palavra de apreço a todas as pessoas que, de alguma forma, contribuíram para a elaboração da presente dissertação.

A todos, muito obrigado.

RESUMO

Este trabalho utiliza o modelo de probabilidade condicionada *Logit* na previsão do evento de falência de empresas do setor da Construção Civil em Portugal. A amostra utilizada é constituída por 100 empresas não cotadas que, declararam falência no período compreendido entre 2003 e 2010 e, 100 empresas de controlo emparelhadas através do método “*paired sample design*” pertencentes ao mesmo distrito e com dimensão similar. As variáveis independentes selecionadas para estimar os modelos *Logit* são constituídas por rácios financeiros construídos a partir das demonstrações financeiras das empresas reportadas um e dois anos anteriores à data de declaração de falência.

Os resultados deste estudo revelam que os modelos de regressão logística estimados através de uma combinação de rácios financeiros apresentam uma capacidade preditiva de falência das empresas do setor da Construção Civil em Portugal entre os 75,71% e os 72,86%. As variáveis explicativas com significância estatística relacionam-se com a liquidez, o endividamento e a solvabilidade das empresas um e dois anos anteriores ao evento da falência.

O rácio de liquidez Fundo de Maneio/Ativo Total (*Working Capital/Total Assets*) assume particular relevância na previsão de falência das empresas portuguesas de Construção Civil. A importância do Fundo de Maneio neste domínio é um resultado específico do setor da Construção Civil em Portugal, uma vez que os restantes resultados estão globalmente alinhados com estudos académicos anteriores (Ohlson, 1980; Zavgren, 1985 e Altman e Sabato, 2007).

Palavras-chave: falência, modelos de previsão, setor da construção civil

ABSTRACT

In this dissertation we apply the *Logit* model of conditional probability in predicting the bankruptcy of companies from the civil construction sector in Portugal. The sample consists of 100 unlisted companies that declared bankruptcy between 2003 and 2010; and 100 control companies matched using the “paired sample design” method within the same district and with similar size. The independent variables that were selected to estimate *Logit* models are formed by financial ratios that were drawn from the financial statements of the companies reported a year and also two years prior to declaring bankruptcy.

The outcomes of this research point out that logistic regression models estimated by means of a combination of financial ratios show an ability of predicting the bankruptcy of Portuguese civil construction companies by 72,86% to 75,71%. The explanatory variables with statistical significance are associated with liquidity, leverage and the solvency of the companies a year and also two years prior to the event of bankruptcy. The liquidity ratio Working Capital/Total Assets is particularly relevant in predicting the bankruptcy of Portuguese civil construction companies. The importance of Working Capital in this area is a specific result of the Portuguese civil construction sector since the remaining results are broadly in line with previous academic research (Ohlson, 1980; Zavgren, 1985 and Altman and Sabato 2007).

Key words: bankruptcy, predicting bankruptcy models, civil construction sector

INTRODUÇÃO

O estudo pioneiro de Fitz Patrick, em 1932, marca o início de uma corrente de investigação dedicada aos modelos de previsão de falência das empresas. Apesar de os primeiros estudos nesta área datarem da década de 30 do século passado, é na década de 60 que esta temática ganha um novo impulso através dos estudos desenvolvidos por Beaver (1966) e Altman (1968). Estes dois estudos motivam a produção de um conjunto de trabalhos científicos muito relevantes na área da previsão de falências com importantes desenvolvimentos do ponto de vista metodológico. Atualmente, os modelos de previsão de falência mais populares têm por base a regressão logística (modelos *Logit* e *Probit*), dada a sua forte adequabilidade à natureza da realidade objeto de estudo e da facilidade de aplicação. No entanto, e apesar dos significativos desenvolvimentos nos modelos de previsão de falência, a verdade é que ainda não existe uma estrutura concetual teórica que explique de forma clara e abrangente o como e o porquê de as empresas falirem (e.g. Cardoso, 1996 e Morris, 1997)

Bellovary et al., (2007) revê a literatura de previsão de falências e conclui que a maior parte da produção académica sobre esta temática centra a sua atenção na performance dos modelos de previsão. Em particular, são discutidos os modelos utilizados na previsão de falência e o número e natureza das variáveis explicativas usadas nos mesmos (rácios financeiros, idade, dimensão, entre outros). Por outro lado, são também identificados uma série de estudos relacionados com a previsão de falência de âmbito setorial ou de país. A título de exemplo, existem estudos sobre a previsão de falência no setor bancário (e.g., Sinkey, 1975), estudos setoriais no Reino Unido (e.g., Ohlson, 1980; Taffler, 1984), estudos específicos sobre empresas que operam através da internet (e.g., Wang, 2004) ou estudos no âmbito das PME's americanas (e.g., Altman & Sabato, 2007).

O presente estudo contribui para esta discussão através da estimação de um modelo de previsão de falência para as empresas a operar no setor da Construção Civil em Portugal. De facto, apesar do setor da Construção Civil ser um dos setores mais importantes da economia portuguesa, o levantamento bibliográfico efetuado permitiu verificar que a produção académica sobre previsão de falências neste setor é praticamente inexistente (Correia, 2012 constitui a exceção). Neste contexto, foi decidido avançar para um trabalho que preenchesse esta lacuna com os seguintes objetivos: **a)** estimar um modelo que permita antecipar o evento

da falência num setor essencial da economia nacional tendo em vista aumentar a capacidade destas empresas para tomar decisões em tempo útil e **b)** averiguar a capacidade preditiva de modelos já testados em outros setores e noutros países neste contexto de investigação.

A parte empírica deste trabalho tem por base a lista de empresas que se apresentaram à falência em Portugal entre 2003 e 2010 adquirida junto da COFACE e a informação financeira disponível na base de dados AMADEUS. A amostra final é constituída por 200 empresas emparelhadas (i.e., 100 falidas e 100 não falidas), em que as empresas de controlo foram selecionadas de acordo com o distrito da empresa falida e respetiva dimensão. Os modelos de regressão logística foram construídos com base numa bateria de rácios financeiros utilizados na literatura, o que possibilitou a seleção da melhor combinação que permite separar entre empresas falidas e não falidas no setor da Construção Civil em Portugal.

Os resultados obtidos são globalmente positivos na medida em que o modelo estimado apresenta uma capacidade preditiva global de 75,71% (72,86%) um (dois) ano(s) antes do evento de declaração de falência. Para tal, contam cumulativamente rácios de liquidez, endividamento e solvabilidade, sendo a liquidez a variável explicativa fundamental, medida através do Fundo de Maneio (*Working Capital*). Este é um aspeto sem grande paralelo na literatura conexas, o que sugere que esta é uma dimensão particularmente crítica no contexto do setor da Construção Civil nacional. Paralelamente, na generalidade, os resultados deste estudo estão alinhados com os apresentados por Ohlson (1980), Zavgren (1985) e Altman e Sabato (2007).

Para além desta introdução, a presente dissertação conta com mais cinco capítulos. O capítulo I é dedicado à revisão da literatura empírica, incluindo as principais teorias sobre o tema e respetivos resultados obtidos. O capítulo II realiza um breve enquadramento sobre o setor da Construção Civil em Portugal e o capítulo III aborda as questões metodológicas, nomeadamente a construção da amostra, das variáveis e modelos econométricos utilizados. O capítulo IV descreve os resultados obtidos e o capítulo V conclui e apresenta sugestões para investigação futura.

CAPÍTULO I – ENQUADRAMENTO TEÓRICO

1. Revisão da literatura

Este capítulo apresenta a revisão da literatura sobre alguns dos trabalhos mais relevantes na área da previsão de falência empresarial. De sublinhar que a abordagem utilizada é intencionalmente seletiva, reportando-se apenas às principais contribuições neste campo. De facto, uma revisão da globalidade dos trabalhos sobre este tópico ultrapassa largamente o âmbito desta dissertação. Para uma mais fácil leitura do texto, a secção está desenhada em torno da técnica estatística utilizada na estimação do modelo de previsão de falência.

1.1. Modelos univariados

Beaver (1966) foi precursor do estudo da previsão de falências, embora se deva reconhecer que o seu trabalho foi bastante influenciado por vários autores que o precederam, tais como Fitz Patrick (1932), Winakor e Smith (1935), Merwin (1942) ou Tamari (1966). Outros estudos subsequentes ao de Beaver (1966) utilizaram uma abordagem univariada na previsão de falência (e.g., Pinches et al., 1975; Chen & Shimerda, 1981), embora se reconheça hoje que esta abordagem tem muitas limitações. De facto, Beaver (1966) reconhece que os resultados apresentados poderiam ser melhorados caso se utilizassem modelos multivariados que captassem o poder explicativo conjunto de vários rácios financeiros.

Beaver (1966) analisou as diferenças existentes entre os dois grupos de empresas (i.e., falidas vs não falidas), procurando identificar os rácios que, individualmente considerados, teriam características preditivas relativamente à falência de empresas. Em particular, aquele investigador utiliza 30 rácios financeiros de uma amostra de 158 empresas Americanas (79 falidas e 79 não falidas), no período compreendido entre 1954-1964, com o objetivo de identificar os rácios explicativos na previsão de falência. Estes rácios foram separados em seis grupos com “*common elements*”, tendo no final considerado apenas um dos mesmos para cada grupo: *Cash-Flow/Total Debt*, *Net Income/Total Assets*, *Total Debt/Total Assets*,

Working Capital/Total Assets, *Current Assets/Current Liabilities* e *No Credit Interval*.¹ Estes rácios são utilizados para ordenar as empresas por ordem crescente e definir um ponto crítico (*cut-off point*)² para cada um dos mesmos. No final deste processo, cada uma das empresas da amostra é classificada entre falidas e não falidas de acordo com o valor do rácio acima ou abaixo do *cut-off point*. Beaver (1966) concluiu que o rácio *Cash-Flow/Total Debt* é o que melhor distingue entre empresas falidas e não falidas (uma alocação correta de 87% um ano antes da falência e 78% cinco anos antes).

1.2. Modelos de análise discriminante multivariada

Edward Altman é, provavelmente, o autor que mais se destacou no desenvolvimento de modelos de previsão de falência. Deakin (1972), Edmister (1972), Blum (1974), Eisenbeis (1977), Taffler e Tisshaw (1977), Altman et al., (1977), Bilderbeek (1979), Micha (1984), Gombola et al., (1987), Piesse e Wood (1992), Lussier (1995), Altman et al., (1995), entre outros, constituem estudos fortemente influenciados pelo trabalho de Edward Altman.

Em um dos trabalhos mais citados nesta área, Altman (1968) utiliza uma amostra de 66 empresas emparelhadas no mercado Americano (33 falidas e 33 não falidas), no período compreendido entre 1946-1965, cujos ativos oscilavam entre \$1 milhão e \$25 milhões. Este estudo identifica cinco dimensões com o objetivo de discriminar entre empresas falidas e não falidas, que são consubstanciadas nos seguintes rácios: $X_1 = \text{Working Capital/Total Assets}$, $X_2 = \text{Retained Earnings/Total Assets}$, $X_3 = \text{EBIT/Total Assets}$, $X_4 = \text{Market Value Equity/Book Value Total Debts}$ e $X_5 = \text{Sales/Total Assets}$. Altman (1968) obtém, então, a seguinte função discriminante por combinação linear dos referidos rácios:

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5 \quad \text{Equação [1]}$$

Este é o denominado modelo *Z-score*, o qual permite classificar as empresas como estando mais ou menos próximas de entrar em falência, consoante o valor crítico que se

¹ *No Credit Interval* = $(\text{Current Assets} - \text{Inventory} - \text{Current Liabilities}) / (\text{Sales} - \text{Profit before tax} + \text{Depreciation})$

² Ponto crítico definido a partir das médias dos dois grupos.

obtem através da aplicação da equação acima. Em particular, para valores de $Z \leq 1,81$, a probabilidade de falência é considerada alta; para valores $1,81 < Z \leq 2,99$, as empresas são classificadas na “zona cinzenta” e para valores de $Z > 2,99$, a probabilidade de falência é considerada baixa.

Altman et al., (1977) efetuam algumas alterações ao modelo inicial e apresenta o ZETA[®] model. As sete variáveis incluídas neste modelo são as seguintes:

- $X1 = \frac{EBIT}{Total\ Assets}$
- $X2 = Desvio\ Padrão\ de\ X1\ (tendência\ dos\ últimos\ 10\ anos)$
- $X3 = Log\ \frac{EBIT}{Total\ Interest\ Payments}$
- $X4 = \frac{Retained\ Earnings}{Total\ Assets}$
- $X5 = \frac{Current\ Assets}{Current\ Liabilities}$
- $X6 = \frac{Common\ Equity}{Total\ Capital}$
- $X7 = Log\ (Total\ Assets)$

Altman et al., (1977) referem que este novo modelo ZETA[®] é muito mais preciso na classificação de empresas falidas, entre o segundo e o quinto ano, muito embora se obtenham resultados semelhantes quando a informação utilizada é baseada no ano anterior à falência, em comparação com o modelo *Z-score*.

1.3. Modelos de regressão logística

Os primeiros estudos sobre modelos de regressão logística surgiram no final da década de 70 e apresentam-se como uma tentativa de ultrapassar as conhecidas limitações que afetam a análise discriminante. Em particular, esta análise assume que as variáveis explicativas apresentam uma distribuição normal multivariada com diferentes médias mas matrizes de dispersão iguais. Porém, se todas as variáveis não apresentarem uma distribuição normal, os métodos empregues podem resultar em uma seleção inapropriada do conjunto dos preditores Sheppard (1994, p.10). Ohlson (1980) reconhece que os rácios financeiros raramente seguem uma distribuição normal, acreditando por isso que se deve abandonar a presunção da

normalidade da distribuição dos erros subjacente aos modelos de previsão de falência baseados nesta metodologia. Assim, Ohlson (1980) defende a utilização de modelos *Logit* em detrimento dos modelos de análise discriminante multivariada tendo em consideração as limitações desta última metodologia.

1.3.1. Modelo *Logit*

À semelhança de outras metodologias utilizadas nesta área de investigação, o modelo *Logit* não se encontra isento de crítica. A este propósito, Balcaen e Ooghe (2004) apresentam as vantagens e as limitações do modelo *Logit*. No que se refere às vantagens do modelo, estas são resumidas da seguinte forma:

- não assume uma relação linear entre as variáveis dependentes e independentes;
- não exige probabilidades históricas;
- não exige que as variáveis sigam uma distribuição normal;
- aceita variáveis qualitativas e quantitativas como explicativas, ou seja, pode ser utilizada informação não financeira no modelo;
- é mais robusto do que a análise discriminante, já que é aplicável outra distribuição que não a normal; e
- a variável dependente pode ser interpretada como a probabilidade da empresa entrar em insolvência.

Por outro lado, Balcaen e Ooghe (2004) reconhecem as seguintes desvantagens na aplicação de modelos *Logit*:

- é obrigatório que os grupos estejam separados, uma vez que esta técnica não define essa fronteira, apenas possível na análise discriminante (variável dependente dicotómica);
- a probabilidade de falência segue a distribuição logística e varia entre $[0, 1]$;
- é obrigatório que as variáveis explicativas sejam independentes;
- poderá existir a multicolinearidade entre variáveis; e

- poderão existir alguns *outliers* e *missing values*.

A metodologia *Logit* utiliza a estimação pelo Método da Máxima Verosimilhança, ou seja, é um algoritmo que permite a estimação dos coeficientes β do modelo que maximizam o logaritmo natural da função de verosimilhança. Lo (1986) compara este método à análise discriminante, afirmando que os parâmetros estimados pelo modelo *Logit* são mais robustos quando comparados com os parâmetros estimados pelo modelo baseado na análise discriminante multivariada. Nesta metodologia, a variável dependente consiste em uma variável binária que assume o valor zero ou um. No caso da estimação de modelos de previsão de falência, tipicamente o valor zero é associado a empresas que não entram em situação de falência e o valor um é associado a empresas falidas. Desta forma, no modelo de regressão logística, a relação entre a probabilidade de falência de uma empresa (P) e o valor dos rácios económico-financeiros dessa empresa em determinado ano (X) é uma curva em S que varia entre zero e um, de onde se deriva a seguinte expressão:

$$P(y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} \quad \text{Equação [2]}$$

Onde Z é representado pela relação linear:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m \quad \text{Equação [3]}$$

Tal que:

P = probabilidade de falência;

X = rácios financeiros (vetor com os valores das vantagens explicativas);

i = número de anos observados;

β = coeficientes a estimar (vetor de parâmetros desconhecidos que reflete o impacto das variáveis explicativas na probabilidade de a empresa ser “boa” ou “má”)

Ou seja:

$$P(y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-X_i \beta}} \quad \text{Equação [4]}$$

A probabilidade de falência é calculada através do produto dos rácios económico-financeiros pelos seus coeficientes, obtidos através da regressão linear, sendo possível calcular um índice Z, o qual, transformado pela expressão anterior, permite obter uma determinada probabilidade de falência (P).

A utilização de modelos *Logit* é bastante comum na previsão de falências e existem variados trabalhos científicos publicados neste domínio (e.g., Ohlson, 1980; Gentry & Whitford, 1985; Keasey & Watson, 1987; Aziz & Lawson, 1988; Ooghe e Bourdeaudhuij, 1995; Mossman *et al.*, 1998; Charitou & Trigeorgis, 2002; Becchetti & Sierra, 2002). O trabalho de Ohlson (1980) é um dos primeiros a aplicar o modelo *Logit* a uma amostra de empresas relativa ao período compreendido entre 1970-1976. A amostra utilizada é considerada desigual para os dois grupos de empresas que pertencem ao setor industrial (105 empresas falidas e 2.058 não falidas) e excluí empresas pequenas não cotadas, *utilities* e prestadoras de serviços financeiros. Cumulativamente, o autor emprega no seu estudo as seguintes variáveis:

- $X1 = \text{Log} \frac{\text{Total Assets}}{\text{GNP price-Level Index}}$
- $X2 = \frac{\text{Total Liabilities}}{\text{Total Assets}}$
- $X3 = \frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}}$
- $X4 = \frac{\text{Current Liabilities}}{\text{Current Assets}}$
- $X5 = 1 \text{ se } \text{Total Liabilities} > \text{Total Assets}; \text{ se não Zero}$
- $X6 = \frac{\text{Net Income}}{\text{Total Assets}}$
- $X7 = \frac{\text{Funds Provided}}{\text{Total Liabilities}}$
- $X8 = 1 \text{ se } \text{Net Income} < 0; \text{ se não Zero}; \text{ Net Income nos últimos anos}$
- $X9 = \frac{\text{Nit} - \text{Nit} - 1}{(|\text{Nit}| + |\text{Nit} - 1|)}$ onde *Nit* é o *Net Income* do período mais recente

Foram estimados três modelos *Logit* com estas variáveis explicativas no sentido de estimar a probabilidade de falência: **a)** um ano antes; **b)** dois anos antes e **c)** entre o primeiro e o segundo anos. A **Tabela 1.1** apresenta o resumo dos sinais das variáveis independentes

obtidos nestes modelos, verificando-se que, na maioria dos casos, os sinais esperados são consistentes com os sinais alcançados nos vários modelos:

Tabela 1.1 – Comparação entre os sinais esperados e obtidos por Ohlson (1980)

Variáveis	Sinais Esperados	Sinais Obtidos (1 ano antes)	Sinais Obtidos (2 anos antes)	Sinais Obtidos (entre 1º e 2º anos)
$X1=Size$	-	-	-	-
$X2=Total Liabilities/Total Assets$	+	+	+	+
$X3=Working Capital/Total Assets$	-	-	-	-
$X4=Current Liabilities/Current Assets$	+	+	-	+
$X5=1$ se $Total Liabilities > Total Assets$; se não Zero	ind	+	+	-
$X6=Net Income/Total Assets$	-	-	-	-
$X7=Funds Provided/Total Liabilities$	-	-	-	-
$X8=1$ se $Net Income < 0$; se não Zero	+	+	-	-
$X9=(NI_t - NI_{t-1})/(NI_t + NI_{t-1})$	-	-	-	+

Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)

A **Tabela 1.2** resume os resultados do ajustamento dos modelos estimados por Ohlson (1980) e sublinha a elevada capacidade preditiva dos vários modelos.

Tabela 1.2 – Resultados obtidos por Ohlson (1980) nos 3 modelos

	Likelihood Ratio Index	Percent Correctly Predicted
Model 1	0,838	96,12
Model 2	0,797	95,55
Model 3	0,719	92,84

Fonte: Ohlson (1980, p.121)

Ohlson (1980) partiu do pressuposto que os erros de uma classificação incorreta são iguais para os dois grupos de empresas (falidas vs não falidas). Neste contexto, definiu um *cut-off-point* de 0,5, onde uma empresa falida seria classificada como tal se $P(X_i, \beta) > 0,5$ e, como não falida se $P(X_i, \beta) < 0,5$. Colocando em prática esta abordagem, Ohlson (1980) granjeou a classificação correta de 96,12% das empresas no **Modelo 1**, 95,55% para o

Modelo 2 e 92,84% para o **Modelo 3**. Por outro lado, Ohlson (1980) identificou as quatro variáveis mais relevantes para explicar a probabilidade de falência:

- Dimensão da empresa ($X1$);
- Medidas de estrutura financeira ($X2$) – sendo este o mais relevante;
- Medidas que afetam a liquidez ($X3$);
- Algumas medidas de desempenho ($X6$).

Adicionalmente, o autor conclui que o poder de previsão do modelo depende do *timing* em que a informação é obtida no que concerne à data da falência e que uma melhoria significativa do modelo requeria variáveis explicativas adicionais.

Zavgren (1985) começou por criticar Ohlson (1980), sobretudo no que diz respeito à definição do modelo e à seleção das variáveis. Por outro lado, este autor é cético quanto à não utilização do método da amostra emparelhada e ao facto de a taxa de erro do modelo ter sido calculada a partir da amostra utilizada para a sua estimação. Zavgren (1985) emprega, então, uma amostra de 90 empresas industriais americanas, no período compreendido entre 1972-1978, sendo que, 45 são falidas e 45 não falidas. Em seguida, estima modelos *Logit* para cada um dos cinco anos anteriores à falência com base nos seguintes rácios:

- $X1 = \frac{\text{Total Income}}{\text{Total Capital}}$
- $X2 = \frac{\text{Sales}}{\text{Net Plant}}$
- $X3 = \frac{\text{Inventory}}{\text{Sales}}$
- $X4 = \frac{\text{Debt}}{\text{Total Capital}}$
- $X5 = \frac{\text{Receivables}}{\text{Inventory}}$
- $X6 = \frac{\text{Quick Assets}}{\text{Current Liabilities}}$
- $X7 = \frac{\text{Cash}}{\text{Total Assets}}$

Importa referir que o autor constituiu uma *hold-out sample* com o propósito de testar o ajustamento dos modelos por si estimados, através de uma amostra de 32 empresas (16 falidas e 16 não falidas) no período compreendido entre 1979-1980. A taxa de erro associada a esta amostra de controlo um ano antes da falência ocorrer foi de 31%. Por outro lado, Zavgren (1985) infere que os rácios de eficiência são mais explicativos a longo prazo e que os rácios de rendibilidade não são significativos como medidas discriminatórias entre empresas falidas e não falidas.

Platt e Platt (1990) questionam o facto de a performance dos modelos ser substancialmente diferente quando estes são estimados e aplicados com base no mesmo período temporal, em comparação com modelos que são estimados e aplicados em períodos diferentes.

Os mesmos autores concluem que essas diferenças se devem:

- ao efeito da indústria;
- ao facto da inflação alterar o comportamento dos rácios ao longo do tempo;
- ao nível das taxas de juro e/ou ciclo próprio de cada indústria;
- ao ciclo de vida dos produtos;
- à tendência de ajuste de rácios para o nível médio do setor onde operam;
- à própria estrutura competitiva do mercado;
- às amostras constituídas por diferentes tipos de indústrias.

Argumentam ainda que o efeito dos rácios *Cash-Flow/Sales* e *Total Debt/Total Assets* sobre a probabilidade da falência estão condicionados aos ciclos de crescimento e declínio da indústria. Já os rácios *Cash-Flow/Sales* e *Sales Growth* aparentam ter efeitos negativos na probabilidade de falência enquanto que os rácios *Net Fixed/Total Assets*, *Total Debt/Total Assets* e *Short Term Debt/Total Debt* têm o efeito contrário.

Altman e Sabato (2007) apresentam um importante contributo nesta área ao estimarem um modelo de previsão de falência aplicado a PME's um ano antes do evento para o período compreendido entre 1994-2002. Constituíram, para o efeito, uma amostra de 2.010 PME's americanas (120 falidas e 1.890 não falidas) de diversos setores de atividade, com vendas

inferiores a \$65 milhões e de diferentes setores. Aqueles investigadores selecionaram cinco categorias de rácios que descrevem os principais aspetos do perfil financeiro de uma empresa: liquidez, rentabilidade, financiamento/endividamento, cobertura e funcionamento/atividade. Para cada uma destas categorias, são identificados na literatura académica um conjunto de rácios apontados como apresentando um maior efeito explicativo da falência das empresas (Tabela 1.3).

Tabela 1.3 – Variáveis introduzidas no modelo de Altman e Sabato (2007)

Variables Examined	Accounting Ratio Category (in begining)	Variables Manually Selected	Variables Entered in the Model	Accounting Ratio Category (in the end)
<i>X1=Short Term Debt/Equity (book value)</i>		X1		
<i>X2=Equity (book value)/Total Liabilities</i>			X1	
<i>X3=Liabilities/Total Assets</i>	Leverage	X3		Leverage
<i>X4=Cash/Total Assets</i>		X4		
<i>X5=Working Capital/Total Assets</i>		X5		
<i>X6=Cash/Net Sales</i>			X4	
<i>X7=Intangible/Total Assets</i>	Liquidity			Leverage
<i>X8=EBIT/Sales</i>				
<i>X9=EBITDA/Total Assets</i>		X9		
<i>X10=Net Income/Total Assets</i>				
<i>X11=Retained Earnings/Total Assets</i>	Profibility	X11		Liquidity
<i>X12=Net Income/Sales</i>				
<i>X13=EBITDA/Interest Expenses</i>		X13	X9	
<i>X14=EBIT/Interest Expenses</i>		X14		
<i>X15=Sales/Total Assets</i>	Coverage	X15		Profitability
<i>X16=Account Payable/Sales</i>			X11	
<i>X17=Account Receivable/Liabilities</i>	Activity	X17	X13	Profitability
Total		10	5	5

Fonte: Altman e Sabato (2007, p.341)

Dentro de cada uma das cinco categorias acima referidas e através da aplicação do *Forward Stepwise Selection Procedure*³ foram selecionados os rácios que, conjuntamente, apresentam uma maior capacidade preditiva do modelo. Apesar de terem aplicado a regressão

³ Este método tem sido criticado por produzir modelos teoricamente improváveis e selecionar variáveis irrelevantes. Por esta razão os autores efetuaram a análise em 2 fases: 1) escolheram as variáveis mais relevantes para o seu estudo e após isso aplicaram o *Stepwise Selection Procedure*. Ver Hendry and Doornik (1994).

logística, Altman e Sabato (2007) observam uma grande variabilidade nos valores dos rácios financeiros, algo que segundo os mesmos se pode dever aos diferentes setores a que as empresas da amostra pertencem e/ou à idade das mesmas. Decorrente deste facto, e com vista a aumentar a capacidade preditiva do modelo, foram efetuadas transformações logarítmicas em todas as variáveis de forma a reduzir os *outliers* e, conseqüentemente, os **Erros do Tipo I e II**. No entanto, as variáveis *EBITDA/Total Assets* e *Retained Earnings/Total Assets* sofreram transformações logarítmicas não standardizadas [$EBTIDA/TA \rightarrow -\ln(1-EBTIDA/TA)$ e $RE/TA \rightarrow -\ln(1-RE/TA)$] devido à sua distribuição com obliquidade negativa. Após estas transformações, os autores concluem que os resultados da regressão são mais consistentes.

Por forma a validar os resultados e performance dos modelos, Altman e Sabato (2007) constituíram uma *hold-out sample* de 26 empresas falidas com elementos reportados ao período compreendido entre 2003-2004. Constituíram assim, uma amostra de 432 PME's americanas das quais foram selecionadas de forma aleatória 406 empresas não falidas. Foram aplicados os mesmos critérios, as mesmas transformações e a mesma metodologia, ou seja, utilizaram dois modelos *Logit*, um logaritmizado e outro não logaritmizado e o modelo adicional *Z-score*. As taxas de **Erro Tipo I e II** foram calculadas fixando arbitrariamente uma *cut-off rate* de 30%.⁴ A **Tabela 1.4** apresenta a comparação entre os sinais esperados e os sinais obtidos para as variáveis independentes utilizadas no modelo.

Tabela 1.4 – Sinais dos coeficientes esperados e obtidos por Altman e Sabato (2007)

Variáveis	Categorias	Sinais Esperados	Sinais Obtidos (1 ano antes)
$X1=Short\ Term\ Debt/Equity\ (book\ value)$	Endividamento	+	-
$X4=Cash/Total\ Assets$	Endividamento	+	+
$X9=EBITDA/Total\ Assets$	Liquidez	-	+
$X11=Retained\ Earnings/Total\ Assets$	Rendibilidade	-	+
$X13=EBITDA/Interest\ Expenses$	Rendibilidade	-	+

Fonte: Adaptado de Altman e Sabato (2007)

⁴ Aplicado o desenvolvimento do modelo para todas as empresas contidas na amostra teste, o *score* é calculado para cada empresa. Então, os 30% da amostra com *scores* mais baixos é considerada rejeitada de modo a verificar a precisão do modelo em classificar as empresas correta e incorretamente (como falidas e não falidas). A taxa de 30% não foi escolhida por uma razão especial. Qualquer outra poderia ter sido adotada.

A **Tabela 1.5** apresenta as taxas de **Erro Tipo I** e **II**, assim como a probabilidade de falência para os vários modelos estimados.

Tabela 1.5 – Taxas de erro e probabilidade de falência obtidas por Altman e Sabato (2007)

	Type I error rate	Type II error rate	1 - Average error rate	Accuracy ratio
Logistic model with logarithm transformed predictors	11,76% -9,23%	27,92% -24,64%	80,16% -83,07%	87,22% -89,81%
Logistic model with original predictors	21,63% -20,11%	29,56% -27,86%	74,41% -76,02%	75,43% -77,68%
<i>Z</i> " - Score Model	25,81% -26,12%	29,77% -29,52%	72,21% -72,18%	68,79% -68,57%

Fonte: Altman e Sabato (2007, p.345)

A análise da **Tabela 1.5** permite concluir que Altman e Sabato (2007) obtêm melhores resultados após a transformação logarítmica das variáveis independentes já que o **Erro Tipo I** baixou de 21,63% para 11,76% e o **Erro Tipo II** melhorou de 29,56% para 27,92%. A comparação dos resultados do modelo *Z-score* com o modelo *Logit* sugere que os resultados deste último foram 30% superiores ao *Z-score* na classificação correta de empresas falidas e não falidas, quando usadas as mesmas variáveis independentes como previsores.

1.3.2. Modelo *Probit*

O modelo *Logit* pressupõe que a probabilidade de falência acumulada assume a forma de uma função logística enquanto que o modelo *Probit* pressupõe que a probabilidade de falência segue a função de densidade de probabilidade associada à distribuição normal. As semelhanças entre a distribuição normal e a logística observam-se em torno da vizinhança de zero, muito embora essas semelhanças sejam menos visíveis nas “abas” da distribuição. Balcaen e Ooghe (2004) referem que os coeficientes estimados pelo modelo *Logit* são aproximadamente $\frac{\pi}{\sqrt{3}} \approx 1,8$ vezes os coeficientes estimados pelo modelo *Probit*.

A expressão da função probabilidade para o modelo *Probit* deriva da distribuição acumulada da função normal e é fornecida pela seguinte expressão:

$$P(y_i = 1) = \Phi\left(X_i \frac{\beta}{\sigma}\right) \quad \text{Equação [5]}$$

Onde:

Φ - é a função distribuição acumulada da distribuição normal padronizada

β - é o vetor de coeficientes estimados da função

X_i - é a matriz (n, k) em que n representa o número de observações e k os atributos característicos das observações. A probabilidade varia entre zero e um.

São vários os autores que recorrem ao modelo *Probit* para determinar uma expressão função que separe entre empresas falidas e não falidas. Por exemplo, Zmijewski (1984) estimou um modelo *Probit* com três variáveis explicativas (i.e., *Net Income/Total Assets*, *Total Debt/Total Assets*, *Current Assets/Current Liabilities*) considerando uma amostra de 840 empresas (40 falidas e 800 não falidas) reportada ao período compreendido entre 1972-1978. Os resultados deste estudo sugerem que a performance deste modelo não difere muito dos resultados obtidos com técnicas de amostragem aleatória (Zmijewski, 1984, p.80).

Tabela 1.6 – Taxas de classificação obtidas no estudo de Zmijewski (1984)

	1972	1973	1974	1975	1976	1977	1978
Correct classification	28,6%	30,0%	23,1%	9,1%	23,1%	40,0%	29,4%
Bankrupt	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,8%
Overall	99,6%	99,4%	99,3%	99,3%	99,2%	99,6%	99,1%

Fonte: Zmijewski (1984, p.78)

Gentry (1985) apresenta um estudo com uma seleção de 66 empresas (33 falidas e 33 não falidas), onde utiliza sete variáveis independentes comumente usadas na literatura académica sobre esta temática, conjuntamente com outras duas variáveis referentes à

dimensão e ao valor de mercado⁵ e outras 12 variáveis relativas a fluxos de fundos (recebimentos, pagamentos, financiamentos, dividendos, entre outros). Os resultados sugerem que estas novas variáveis contribuíram para melhorar o poder explicativo do modelo em 5%. Por outro lado, Borooh (2002) refere que o modelo *Probit* consegue, desde que a variável dependente seja binária ou dicotómica, obter resultados semelhantes, muito embora este autor não se refira ao campo específico da previsão de falência, mas sim a outros campos de investigação. Borooh (2002) menciona que este modelo apenas difere do *Logit* em termos de magnitude dos coeficientes (são mais difíceis de interpretar, daí a sua menor utilização), sendo certo que, para os mesmos dados, as conclusões são semelhantes. Na mesma linha, Pampel (2000) conclui que o modelo *Probit* não é recomendado quando existem muitos casos assimétricos ou com uma distribuição que não a normal. Assim, conclui que, apesar de este modelo gerar resultados muito similares aos do *Logit*, acaba por ser menos utilizado devido às suas limitações.

1.3.3. Outros contributos

O modelo *Gompit* distingue-se dos modelos *Logit* e *Probit* ao utilizar uma função distribuição hiperbólica e não linear. Com efeito, este baseia-se na distribuição *Gompertz* ou *Extreme Value*, sendo a sua forma canónica dada por:

$$P(y_i = 1) = \exp^{-\exp - X_i\beta} \quad \text{Equação [6]}$$

Onde:

X_i – é a matriz (n , k) em que n representa o número de observações e k os atributos caraterísticos das observações. A probabilidade varia entre zero e um.

β - é o vetor de coeficientes estimados da função

Tal como nas aplicações utilizando modelos *Logit* ou *Probit*, o modelo *Gompit* gera probabilidades que se situam entre [0,1] devido à natureza da curva hiperbólica

⁵ *Net Income/Total Assets, EBIT/Total Assets, Total Debt/Total Assets, Cash-Flow/Total Debt, Net Working Capital/Total Assets, Current Assets/Current Liabilities, Cash plus Marketable Securities/Current Liabilities, ln Total Assets, Market Value of Equity/Book Value of Equity*

independentemente do valor que as variáveis independentes assumem. Este é um dos motivos para que a estimação das variáveis *dummy* obedeça a um modelo logístico, uma vez que é desta forma que será possível o resultado das previsões ser interpretado sob a forma de uma probabilidade. Este modelo utiliza igualmente o Método de Estimação da Máxima Verosimilhança.

Alguns autores centrados na temática da previsão de falência adotaram ainda outras metodologias empíricas. Um exemplo desta situação prende-se com a aplicação de **Redes Neurais** neste contexto. Estas baseiam-se no funcionamento e processamento de informação semelhante à ocorrida no cérebro humano. Em particular, a rede neuronal é composta por um conjunto de nós interligados entre si, com pesos correspondentes que influenciam o resultado final. Estes pesos simulam a sinapse (conexão) entre os nós (correspondentes ao neurónios humanos) e, quando estes não estão ligados entre si, assumem valor zero. As redes neuronais são capazes de retirar em tempo útil relações de dados e detetar padrões ou tendências. São particularmente interessantes pois fazem menos suposições sobre a normalidade dos dados devido à grande capacidade de aprendizagem com base em sucessos ou insucessos passados, permitindo a estes modelos a recalibragem dos parâmetros da previsão, a sua melhoria e atualização. Autores como Coats e Fant (1992), Martín-del-Brío e Serrano-Cinca (1993) Messier e Hansen (1988), Bell e Verchio, (1990), Salchenberger (1992), entre outros, desenvolveram trabalhos relevantes nesta área.

CAPÍTULO II – BREVE ENQUADRAMENTO SOBRE O SETOR DA CONSTRUÇÃO CIVIL EM PORTUGAL

2. O Setor da Construção Civil em Portugal

A área da construção civil tem sido amplamente estudada ao longo dos anos. No entanto, pouco ou nada se conhece sobre a previsão de falência neste setor. Assim, e atendendo à especificidade do nosso país em termos económicos, culturais, legais e outros, será porventura interessante revisitar esta temática com base numa amostra de empresas nacionais. Este tema tem ainda mais relevância em face do momento que se vive, marcado por um elevado número de falências no nosso país nos últimos anos, muitas das quais ligadas a empresas que competiam neste setor de atividade.

2.1. Caracterização do Setor da Construção Civil em Portugal de 1996 - 2013

Nunes (2001, p.7) refere que o setor da Construção Civil e Obras Públicas é muito distinto dos outros setores de atividade, quer em termos produtivos, quer em termos de mercado de trabalho. Trata-se de um setor que apresenta uma cadeia de valor muito extensa, porque recorre a uma ampla rede de *inputs*, proporciona o surgimento de externalidades positivas às restantes atividades e gera efeitos multiplicadores significativos a montante e a jusante. Daí que seja considerado desde sempre um dos setores impulsionadores da economia nacional, não só pelo seu peso específico na criação de riqueza como também de emprego. Trata-se de uma atividade bastante específica que se caracteriza por uma grande diversidade de clientes (desde o Estado aos particulares), projetos, produtos (desde a habitação à construção de estradas), tecnologias e unidades produtivas (das menos evoluídas às mais evoluídas).

Por outro lado, Baganha, Marques e Góis (2012, p.5) referem que o tecido empresarial nacional neste setor é altamente heterogéneo. Verifica-se uma clara predominância de pequenas e micro empresas nesta área de atividade, mas um punhado de grandes empresas detêm mais de 40% do mercado, absorvendo mais de 20% da mão-de-obra disponível nesta indústria. Os recursos humanos inseridos nesta atividade caracterizam-se por pessoas do sexo masculino jovem e com baixas qualificações. Existe elevada precariedade de emprego, o que leva a altos níveis de rotatividade da mão-de-obra. Este setor também se debate com graves problemas de trabalho clandestino, o que leva a que se pratiquem remunerações inferiores à

média nacional. Cumulativamente, a fraca preparação do fator humano redundava em elevados níveis de sinistralidade, o que conduzia à fraca produtividade quando comparado com as demais congéneres europeias, de acordo com os mesmos autores.

Baganha, Marques e Góis (2012, p. 12) referem que Portugal difere dos restantes países da UE devido ao facto de as estruturas produtivas assentarem mais na área residencial e na engenharia civil, enquanto na restante Europa prevalece a manutenção e a recuperação (reabilitação), sobretudo de habitação. Por aqui podemos observar níveis distintos de desenvolvimento quando comparamos as duas realidades, na medida em que, sempre que existe maior desenvolvimento do país, a manutenção e recuperação aumentam o peso nesta atividade. Este facto deve-se, por um lado, ao comportamento menos cíclico deste setor na Europa e, por outro, devido aos seus consumidores serem mais exigentes relativamente ao conforto e à segurança. Segundo os mesmos autores, existem algumas razões históricas e outras mais recentes que justificam o facto de o setor da construção estar menos desenvolvido em Portugal quando comparado com a média europeia, onde se destacam a emigração, o êxodo rural, a inexistência de mercado de arrendamento competitivo, a facilidade de aceder ao crédito à habitação e, ultimamente a descida da taxa de juro.

2.2. Evolução do Setor em Portugal nas últimas décadas

De acordo com Baganha, Marques e Góis (2012, p. 3), desde a adesão de Portugal à Comunidade Europeia, em Janeiro de 1986, e devido à transferência avultada de fundos comunitários para o nosso território, destinados sobretudo à construção de infraestruturas, verifica-se a um forte crescimento e desenvolvimento do setor, especialmente durante os anos 90. Ao longo desta década foram efetuados fortes investimentos públicos, designadamente o desenvolvimento de projetos de dimensões avultadas como a Ponte Vasco da Gama, a EXPO'98, assim como a execução de grandes infraestruturas, de que a extensão da rede do Metro de Lisboa e Porto e a construção de estradas e autoestradas são alguns exemplos. Em paralelo, assistiu-se igualmente a uma descida das taxas de juro nominais que incentivaram a construção e a compra de habitação própria.

Neste contexto, Baganha, Marques e Góis (2012, p.13), referem que a indústria da construção foi um setor atrativo para a banca na medida em que estes negócios apresentavam

excelentes taxas de rendibilidade, numa conjuntura caracterizada pelo excesso de capitais privados, remunerados com reduzidas taxas de retorno, devido ao nível historicamente baixo das taxas de juro. Por outro lado, o financiamento privado das obras e dos serviços públicos funcionou como uma solução conjuntural para sustentar num nível elevado o investimento em infraestruturas, sem agravar o *déficit* público e sem aumentar os impostos. Poder-se-á afirmar que, em grande parte, o crescimento sustentado do setor em Portugal teve 3 pilares base de financiamento distintos: a UE, o Estado português e a Banca (Baganha, Marques e Góis, 2012, p.14).

No entanto, e embora Portugal tenha registado nos primeiros anos de adesão à Comunidade Económica Europeia uma rápida aproximação aos níveis de rendimento *per capita* dos restantes Estados-membros, o processo de convergência real abrandou durante a década de noventa, tendo sido interrompido a partir de 2000. No conjunto de países industrializados com rendimentos *per capita* mais reduzidos, Portugal assume-se como um dos Estados membros que apresenta menor taxa de crescimento média no período 1995-2013 (Banco de Portugal, 2014, p.22). A mesma fonte considera que esta evolução da economia portuguesa radicou em problemas estruturais que limitaram o crescimento da produtividade e a capacidade de resposta a choques adversos, tendo sido acompanhada pela acumulação de desequilíbrios macroeconómicos.

Relativamente ao investimento em construção, verificou-se um aumento entre 1995 e 2001, observando-se uma redução continuada desde então. Em 2013, a título de exemplo, o nível de investimento em construção foi cerca de 60% do registado em 1995. Em termos nominais, o investimento em construção representou, em média, cerca de 60% do total no período 1995-2013, reduzindo-se ligeiramente nos últimos anos devido, sobretudo, à incapacidade e à escassez de financiamento tanto por parte das empresas como das famílias (Banco de Portugal, 2014, p.27). Esta situação verifica-se com particular incidência no período pós 2007, altura em que se desencadeou a crise do *sub-prime* nos Estados Unidos e que rapidamente se propagou à Europa.

Para melhor compreender a dinâmica de ajustamento do endividamento da economia portuguesa, é relevante ter em consideração dois períodos distintos. Durante a crise financeira global (2008-2010), as restrições de financiamento enfrentadas pelos agentes económicos

nacionais não se distinguiam de forma notória das observadas em outras economias avançadas. Não obstante, o já referido elevado nível de endividamento de alguns setores da economia poderá ter condicionado a sua capacidade de acomodação de choques negativos. Durante este período inicial, os bancos continuaram a assegurar o financiamento da economia. A atuação de bancos estrangeiros com atividade em Portugal permitiu atenuar uma desalavancagem mais forte por parte dos bancos domésticos, contribuindo assim para uma relativa estabilidade da oferta de crédito na economia, em particular para uma menor desaceleração do crédito à habitação (Banco de Portugal, 2014, p. 49). Num segundo período, marcado pela crise da dívida soberana e pelo Programa de Assistência Económica e Financeira (PAEF) (2011-2013), assistiu-se a uma fragmentação no seio da área do euro, passando a economia portuguesa a posicionar-se entre as mais vulneráveis. Esta fragmentação pode ser ilustrada, por exemplo, pelo significativo aumento do diferencial entre as taxas de juro aplicadas nos empréstimos bancários em Portugal (e em outros países sob pressão) face à média da área do euro (Banco de Portugal, 2014, p.50).

Para além de toda esta conjuntura negativa, em 2010, Portugal foi obrigado a solicitar ajuda externa, pela 3ª vez, sendo a 1ª em 1977 e a 2ª em 1983, junto do Fundo Monetário Internacional, iniciando um Programa de Assistência Económica e Financeira (PAEF) em Maio de 2011 cujo *terminus* ocorre em Maio de 2014. A austeridade severa que este programa impôs ao país e a inexistência de crédito bancário na economia, gerou um conjunto alargado de falências sem precedentes e um nível de desemprego devastador que perdura até aos dias de hoje. O nível de desemprego atingiu um máximo de 16.3% em 2013 (Banco de Portugal, 2014, p. 24). Numa tentativa de adaptação face aos novos condicionalismos do mercado, algumas empresas, nomeadamente as de maior dimensão, apostaram na inovação e na diversificação das atividades produtivas e mercados. Nos últimos anos, verificou-se um aumento dos níveis de internacionalização da atividade para mercados mais atrativos em África e na América do Sul. Por outro lado, as empresas deram maior atenção ao mercado de reabilitação urbana, apesar de os números estarem ainda longe da média europeia. Em Portugal, este mercado representa cerca de 26% do total do setor da construção, o que compara com os 58% e 52.5% registados na Alemanha e Itália, respetivamente (Vilhena, 2013, p. 8). O aumento do peso da reabilitação em Portugal é condicionado pela fraca procura de habitação reabilitada, pela falta de liquidez das empresas que operam neste mercado, por

um quadro legal que não se adequa às intervenções necessárias a efetuar, assim como, pela falta de mão-de-obra especializada (Vilhena, 2013).

CAPÍTULO III - METODOLOGIA

3. Metodologia

Este capítulo descreve a metodologia aplicada neste estudo com o objetivo de estimar uma função que permita distinguir empresas falidas de não falidas no setor da Construção Civil em Portugal até um período máximo de dois anos antes do evento se verificar.

3.1. Definição do modelo e especificação da variável dependente

A fonte de informação para estimação do modelo deste trabalho provém das Demonstrações Financeiras de empresas do setor da Construção Civil com sede fiscal em Portugal. O modelo estimado nesta dissertação é baseado nos modelos econométricos de resposta binária com especificação *Logit* uma vez que:

- as empresas da amostra não são cotadas em bolsa e também não dispõem de notações de rating. Por esta razão, não é possível utilizar *Market-Based Models* ou *Ratings-Based Models*;
- o modelo *Logit* é apropriado no contexto deste estudo, dado que a variável dependente é dicotómica (i.e., empresas falidas vs empresas não falidas). Assim, a abordagem utilizada permite modelar ocorrências em termos probabilísticos e de classificação de uma das duas realizações possíveis e permite avaliar a significância estatística das variáveis explicativas introduzidas no modelo. Desta forma, torna-se possível estimar a probabilidade de uma empresa falir condicionada a um conjunto de variáveis tidas para o efeito;
- a estimação e interpretação do modelo *Logit* é mais intuitiva em comparação com o modelo *Probit*;
- no modelo *Logit* as matrizes de variâncias-covariâncias de cada um dos grupos não têm que ser homogéneas. Por outro lado, as variáveis não têm que seguir a distribuição normal ou a distribuição das variáveis em conjunto não tem que ser normal multivariada, como o exige a análise discriminante multivariada;

- o modelo *Logit* não assume uma relação linear entre as variáveis independentes e o fenómeno de falência, tal como acontece com o modelo linear de probabilidade condicionada e a análise discriminante multivariada;
- a probabilidade de a empresa entrar em falência funciona como interpretação da variável dependente.

Em linha com a opção pela utilização do modelo *Logit*, definiu-se a variável dependente “estado da empresa” (i.e., a empresa falida *vs* a empresa não falida) sob a forma de variável binária. Em particular, a variável dependente assume o valor um quando a empresa observada cai no grupo das empresas falidas e zero no caso contrário. Acresce que a metodologia utilizada neste estudo comporta a estimação de dois modelos, os quais apesar de utilizarem o mesmo conjunto de variáveis independentes, modelam o evento de entrada em falência para dois momentos temporais distintos. O **Modelo 1** é estimado com valores das variáveis explicativas recolhidos um ano antes da entrada em situação de falência, enquanto o **Modelo 2** utiliza valores para as variáveis explicativas referentes ao período de dois anos antes da declaração de falência.

3.2 Variáveis independentes: rácios económico-financeiros

É comumente aceite que a falência empresarial é tipicamente precedida de uma deterioração da situação económica e financeira da empresa, a qual pode ser mais ou menos evidente. Na prática financeira, o cálculo de rácios constitui uma das formas mais generalizada e *standard* de analisar a situação da empresa. Não se estranha, por isso, que a quase totalidade dos estudos na área de previsão de falência recorram a vários tipos de rácios como variáveis independentes. Seguindo esta prática já bem estabelecida na literatura, o objetivo deste estudo é encontrar uma combinação de rácios que permita distinguir com fiabilidade razoável as empresas portuguesas a operar no setor da Construção Civil que declaram falência das que continuam em atividade. Em seguida, são identificados os rácios considerados como variáveis explicativas nos modelos estimados neste trabalho.

3.2.1 Seleção de rácios a considerar no modelo

A literatura anterior utiliza uma panóplia de rácios na modelação do evento da entrada em falência. Por exemplo, Chen e Shimerda (1981) revêm a literatura e concluem que dos mais de 100 rácios financeiros utilizados até então, quase 50% são úteis em pelo menos um dos estudos empíricos que consultaram. Por outro lado, a literatura mais recente, como por exemplo Lehmann (2003) e Grunert *et al.*, (2004), conclui que as variáveis quantitativas não são suficientes para prever a falência das empresas. Na realidade, a inclusão de variáveis qualitativas como a forma jurídica da empresa, a sua localização ou o setor permite melhorar consideravelmente o poder de previsão dos modelos.

No presente estudo recorre-se somente ao cálculo de rácios obtidos com base na informação disponível nas demonstrações financeiras das empresas. A razão principal que suporta esta decisão prende-se com as limitações da base de dados utilizada, a qual não dispõe de informação de natureza qualitativa sobre as empresas⁶. Na prática, tendo por base os estudos anteriores, foram selecionadas as principais categorias de rácios representativas dos principais aspetos financeiros de uma empresa.

Para cada uma destas categorias, criou-se uma série de rácios financeiros, muito à semelhança de Altman e Sabato (2007) no seu estudo sobre PME's americanas. Listam-se, em seguida, as categorias de rácios consideradas neste trabalho.

Rácios de Endividamento - Medem o grau de recursos alheios utilizados no financiamento da empresa, ou seja, permitem avaliar o grau de dependência da empresa face a terceiros. Autores como Beaver (1966), Ohlson (1980), Frydman *et al.*, (1985) e Altman e Sabato (2007), entre outros, utilizaram estes rácios nos seus estudos. Tipicamente, em face da materialização da variável dependente e do rácio que mede o endividamento, um sinal positivo na regressão significa que o aumento de endividamento conduz ao aumento de probabilidade de falência.

⁶ Zhou *et al.*, (2005) desenvolveram um modelo para a América do Norte usando a função utilidade esperada maximizada. Selecionaram 20 variáveis explicativas e constituíram 4 grupos de indústrias. Os resultados deste estudo foram bastante promissores e obtiveram resultados ligeiramente melhores do que se utilizassem as mesmas variáveis e a regressão logística. Acredita-se que foi importante a separação das empresas por grupos de indústria na melhoria de resultados obtidos por este modelo - ver Stein and Ziegler (1984).

Rácios de Liquidez – Medem a capacidade que a empresa tem para fazer face aos seus compromissos de curto prazo. Geralmente, quanto mais elevados forem estes indicadores maior a capacidade da empresa satisfazer os seus compromissos a curto prazo e logo menor a probabilidade da empresa entrar em incumprimento e ser forçada a declarar falência. Altman (1968), Deakin (1972), Ohlson (1980) e Altman e Sabato (2007) utilizaram rácios desta categoria nos seus trabalhos.

Rácios de Solvabilidade – Indicam a capacidade que a empresa tem para solver as responsabilidades a médio e longo prazo. Deste modo, quanto maior for a solvabilidade de uma entidade, mais garantias terão os credores de receber o seu capital e juros e maior poder de negociação terá a empresa para contrair novos financiamentos. Altman (1968, 1977) utilizou indicadores desta categoria no seu trabalho.

Rácios de Cobertura – medem a capacidade da empresa colmatar as suas necessidades relativas a investimento, pagamento de juros, entre outros com base nos meios líquidos por si gerados no período. Simultaneamente, estes rácios representam uma medida de risco quanto à capacidade de uma empresa conseguir satisfazer os seus compromissos financeiros.

Tipicamente, quanto mais elevados forem os rácios de cobertura maior será a probabilidade da empresa gerar recursos suficientes para cumprir as suas obrigações financeiras. Altman, *et al.*, (1977, 2007) utilizou indicadores desta categoria no seu trabalho.

Rácios de Rendibilidade – são rácios que relacionam lucros gerados num determinado período com uma medida de investimento na empresa. Autores como Beaver (1966), Zavgren (1985), Altman e Sabato (2007) utilizaram indicadores desta categoria nos seus trabalhos. Tipicamente, em face da materialização da variável dependente e do rácio que mede a rendibilidade, um sinal negativo na regressão significa que, empresas com maior rendibilidade terão menores probabilidades de falir.

Rácios de Atividade - Os rácios de atividade procuram medir o grau de eficiência na gestão dos ativos da empresa. Geralmente tomam a forma de rácios de rotação (que representa o número de vezes que um ativo se transforma em vendas num determinado período de tempo) ou de prazos médios (que representa o tempo médio que um ativo demora a ser

transformado em vendas). Altman e Sabato (2007) utilizaram indicadores desta categoria no seu trabalho. Em geral, associa-se uma maior rotação a uma gestão mais eficiente dos recursos à disposição da empresa o que, em geral, se pode associar a uma menor probabilidade de falência⁷.

A **Tabela 3.1**, inspirada no trabalho de Altman e Sabato (2007), apresenta os rácios utilizados neste estudo para representar cada uma das categorias acima consideradas:

Tabela 3.1 – Variáveis consideradas no modelo em estudo

Variáveis consideradas no modelo	Categorias	Sinal Esperado
$X13 = \text{Creditors} / (\text{Total Assets} - \text{Shareholders funds})$	Atividade	-
$X12 = \text{Debtors} / \text{Sales}$	Atividade	-
$X10 = \text{EBIT} / \text{Interest Expenses}$	Cobertura	-
$X2 = \text{Total Liabilities} / \text{Total Assets}$	Endividamento	+
$X14 = \text{Debtors} / \text{Shareholders Funds}$	Endividamento	+
$X8 = \text{EBITDA} / \text{Total Assets}$	Liquidez	-
$X7 = \text{EBIT} / \text{Sales}$	Liquidez	-
$X6 = \text{Intangible} / \text{Total Assets}$	Liquidez	-
$X5 = \text{Cash} / \text{Sales}$	Liquidez	-
$X4 = \text{Working Capital} / \text{Total Assets}$	Liquidez	-
$X3 = \text{Cash} / \text{Total Assets}$	Liquidez	-
$X15 = \text{Current Assets} / \text{Current Liabilities}$	Liquidez	-
$X17 = \text{Net Income} / \text{Sales}$	Rendibilidade	-
$X9 = \text{EBITDA} / \text{Interest paid}$	Rendibilidade	-
$X16 = \text{Net Income} / \text{Total Assets}$	Solvabilidade	-
$X11 = \text{Sales} / \text{Total Assets}$	Solvabilidade	-
$X1 = \text{Loans} / \text{Shareholders Funds}$	Solvabilidade	-
$X18 = \text{Shareholders Funds} / \text{Total Liabilities}$	Solvabilidade	-

3.3. A amostra

Tanto Beaver (1966) como Altman (1968, 1993) referem que a amostra ideal provém de grupos homogéneos de empresas (falidas vs não falidas) de um determinado setor, no formato

⁷ Nem sempre isto é verdade. De facto, há exemplos de empresas que veem a sua rotação aumentar de forma muito significativa como resultado de um processo de crescimento descontrolado, o qual pode, infelizmente, redundar numa situação de falência.

de *Paired Sample*⁸. Efetivamente, segundo os autores, tal permite eliminar enviesamentos estatísticos na amostra, os quais decorrem das propriedades intrínsecas da estrutura económico-financeira das empresas de cada setor. Por outro lado, há autores como Platt e Platt (1990) e Sheppard (1994) que questionam a vantagem de utilizar amostras emparelhadas. Sheppard (1994) refere que as diferenças em termos de eficácia de previsão não são significativas quer se usem amostras emparelhadas ou não. O autor reporta-se igualmente à dificuldade em encontrar pares tão semelhantes como seria desejável. Acrescenta ainda que a dificuldade prática de realizar o *matching* entre empresas aumenta quando estas pertencem a setores de atividade diferentes, logo condicionadas por fatores de risco distintos.

A definição da melhor forma de construir a amostra para um estudo de modelação do fenómeno da falência está muito para além do âmbito deste trabalho. A opção recaiu sobre a construção de uma amostra emparelhada uma vez que é adequada aos objetivos deste estudo. A identificação das empresas portuguesas falidas no setor da Construção Civil foi efetuada a partir de uma lista de empresas que se apresentaram à falência em Portugal entre 2003-2010, adquirida junto da COFACE portuguesa⁹. Como o presente estudo utiliza informação financeira para estimar um modelo de previsão de falência, é essencial complementar a lista inicial de empresas com uma base de dados contendo toda a informação financeira necessária. Esta informação foi obtida através do pacote *comprehensive* da base de dados AMADEUS fornecida pela empresa Bureau Van Dijk¹⁰. A chave de ligação utilizada para juntar estas duas fontes de informação foi o número de contribuinte (NIF) de cada uma destas empresas. Em particular, cruzaram-se os NIF's das empresas falidas que constam da lista da COFACE com as empresas não cotadas em bolsa a operar em solo nacional listadas na AMADEUS e obteve-se, para cada empresa, toda a informação disponível na AMADEUS. Desta lista inicial, foram excluídas todas as empresas que não pertencessem ao setor da Construção Civil (i. e., com

⁸ Selecionar por cada empresa falida uma não falida do mesmo setor e com volume de ativos semelhantes. Desta forma, ambos os grupos de empresas estão sob os mesmos fatores de influência e a análise dos respetivos rácios não sai distorcida.

⁹ Classificação de “declarada insolvente”, “declarada insolvente apresentada” ou “declarada insolvente requerida” nesta base de dados.

¹⁰ A Bureau Van Dijk indica que a subscrição do pacote *comprehensive* do AMADEUS permite ao investigador obter informação sobre o balanço e a demonstração dos resultados da generalidade das empresas que operam na União Europeia.

SIC code¹¹ diferente de 1521) e que não assumissem a forma jurídica de sociedade por quotas ou sociedade anónima. Em seguida, para cada um dos anos disponíveis, foram calculados os rácios apresentados na **Tabela 4.1**. Todas as que não tinham informação contabilística suficiente para calcular estes rácios nos dois anos civis anteriores ao ano de declaração da falência foram, então, retiradas da amostra. No final deste processo, foram identificadas 100 empresas portuguesas classificadas como sociedades por quotas ou sociedades anónimas não cotadas em bolsa, do setor da Construção Civil, que declararam falência entre 2003-2010 e que dispunham de informação contabilística para calcular os rácios financeiros utilizados neste estudo nos dois anos civis anteriores à declaração de falência.

Cada uma destas empresas (que constituem o grupo das falidas) é posteriormente emparelhada com uma empresa de controlo. Para cada uma das 100 empresas falidas da amostra, é identificada aleatoriamente uma empresa de controlo dentro do conjunto de empresas que cumprem cumulativamente com os seguintes requisitos:

- é uma empresa portuguesa;
- é uma sociedade por quotas ou anónima;
- apresenta SIC code igual a 1521;
- tem a sua sede no distrito que a empresa falida com que emparelha;
- apresenta uma dimensão comparável à da empresa falida na medida em que se admite um desvio máximo de 20% resultante média da soma do ativo dos dois últimos anos antes da falência;
- tem informação financeira completa no AMADEUS para calcular os rácios da **Tabela 3.1** nos dois anos anteriores ao ano da falência da empresa com a qual esta emparelhada;
- não se apresenta à falência no período em estudo.

Desta forma, a amostra final é constituída por 200 empresas portuguesas não cotadas pertencentes ao setor da Construção Civil. Destas, 100 apresentaram-se à falência entre 2003-2010, enquanto as restantes são empresas de controlo. Estas empresas são sociedades por quotas ou sociedades anónimas e têm informação contabilística completa para o cálculo dos

¹¹ O SIC code é o equivalente ao nosso código de atividade económica nos Estados Unidos da América.

rácios apresentados na **Tabela 3.1** nos dois anos civis que antecedem o evento da declaração de falência. Adicionalmente, empresas falidas e não falidas partilham dimensão similar e tem sede no mesmo distrito.

3.4. Estimação do modelo *Logit*

Após a definição da amostra, foi estimado um modelo de regressão logística, com base nos rácios financeiros descritos anteriormente, com o objetivo de distinguir as empresas falidas das empresas não falidas no setor da Construção Civil em Portugal. O processo começa com o cálculo dos rácios financeiros para as empresas da amostra através da informação da base de dados AMADEUS e posterior importação dos valores para o SPSS. Estes rácios financeiros são calculados em dois momentos distintos: um ano antes da falência das empresas e dois anos antes da falência das empresas, uma vez que serão estimados dois modelos distintos com base nestes dois momentos. Em seguida, para cada um dos modelos estimados (com base na informação um ano antes da falência e dois anos antes da falência), foi aleatoriamente definida uma *test sample* (com 70 empresas falidas e respetivas empresas de controlo) e uma *hold-out sample* (que engloba as restantes empresas falidas e de controlo). A primeira sub-amostra é utilizada para estimar os coeficientes do modelo *Logit*, através do método *Forward Stepwise*, controlado através do teste de *Wald*, com *p-value* < 0,05; a segunda sub-amostra é empregue na validação do modelo estimado. Após este processo, é aferida a significância do modelo obtido para um e dois anos anteriores à ocorrência da falência através do teste de *Omnibus*, o grau de dependência da variável dependente face às variáveis independentes através do teste de *Wilks*, e o ajustamento global do modelo através das medidas de *Cox & Snell*. Finalmente, averigua-se a performance dos modelos obtidos para um e dois anos anteriores ao evento da falência através do cálculo da percentagem de erros gerados na classificação das observações em estudo tanto para a *test sample* como para a *hold-out sample*.

CAPÍTULO IV - RESULTADOS

4. Resultados

Este capítulo apresenta os resultados do trabalho empírico desta dissertação. Particular destaque será dedicado à descrição da amostra e variáveis utilizadas, bem como à análise dos resultados obtidos com a estimação das regressões logísticas.

4.1. Estatísticas descritivas

A **Tabela 4.1** apresenta o número de insolvências da amostra classificadas por distrito. Verifica-se que, das 100 falências consideradas nesta amostra, o distrito do Porto é o que apresenta maior número de falências na amostra (representa 23% das falências totais) e que no norte do país concentram-se cerca de 53% das falências totais ocorridas, enquanto o distrito de Lisboa representa 11% da amostra.

Tabela 4.1 – Falências ocorridas por distrito

Distritos	Porto	Braga	Lisboa	Aveiro	Leiria	Bragança	Santarém	Coimbra	Faro	V. Castelo	Beja	C. Branco	Setúbal	Viseu	Évora	I. Madeira	Portalegre	Total
Nº	23	21	11	8	8	5	4	3	3	3	2	2	2	2	1	1	1	100
%	23%	21%	11%	8%	8%	5%	4%	3%	3%	3%	2%	2%	2%	2%	1%	1%	1%	100%

A **Tabela 4.1** apresenta as estatísticas descritivas relativas às variáveis independentes, calculadas no ano anterior à declaração de insolvência. Os resultados apresentados na **Tabela 4.2** indicam que os rácios de liquidez, solvabilidade, rendibilidade e cobertura são mais baixos para as empresas falidas em comparação com as empresas não falidas da amostra. Em contraste, verifica-se que os rácios médios de endividamento e atividade das empresas falidas são superiores aos rácios médios das empresas não falidas. No entanto, é necessário recorrer a um teste estatístico no sentido de aferir se as diferenças verificadas nos rácios apresentados são estatisticamente significativas.

Tabela 4.2 – Comparação dos valores médios dos rácios das empresas não falidas e falidas

Não Falidas	Média	Mediana	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
<i>X1=Loans/Shareholders Funds</i>	0,491	0,016	1,405	-3,132	7,296
<i>X2=Total Liabilities/Total Assets</i>	0,924	0,930	0,351	0,233	1,996
<i>X3=Cash/Total Assets</i>	0,077	0,028	0,120	0,000	0,840
<i>X4=Working Capital/Total Assets</i>	0,697	0,761	0,242	-0,197	0,999
<i>X5=Cash/Sales</i>	0,161	0,065	0,260	0,000	0,177
<i>X6=Intangible/Total Assets</i>	0,001	0,000	0,006	0,000	0,056
<i>X7=EBIT/Sales</i>	-0,270	0,060	2,449	-23,332	0,500
<i>X8=EBITDA/Total Assets</i>	0,062	0,050	0,088	-0,135	0,427
<i>X9=EBITDA/Interest paid</i>	47,968	2,992	212,705	-173,233	1.631,706
<i>X10=EBIT/Interest Expenses</i>	37,487	1,974	189,265	-201,993	1.528,824
<i>X11=Sales/Total Assets</i>	0,657	0,468	0,623	0,002	2,919
<i>X12=Debtors/Sales</i>	0,695	0,251	1,951	0,000	15,650
<i>X13=Creditors/(Total Assets – Shareholders funds)</i>	0,169	0,094	0,199	0,000	0,860
<i>X14=Debtors/Shareholders Funds</i>	0,509	0,219	1,123	-1,499	9,559
<i>X15=Current Assets/Current Liabilities</i>	7,823	1,897	28,814	0,154	275,311
<i>X16=Net Income/Total Assets</i>	0,018	0,011	0,067	-0,153	0,280
<i>X17=Net Income/Sales</i>	-0,691	0,027	4,558	-42,479	0,279
<i>X18=Shareholders Funds/Total Liabilities</i>	0,931	0,395	1,219	-0,099	7,497

Falidas	Média	Mediana	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
<i>X1=Loans/Shareholders Funds</i>	0,465	0,000	2,598	-13,626	14,773
<i>X2=Total Liabilities/Total Assets</i>	1,299	1,112	0,661	0,083	5,475
<i>X3=Cash/Total Assets</i>	0,090	0,013	0,201	0,000	0,960
<i>X4=Working Capital/Total Assets</i>	0,441	0,462	0,336	-0,356	0,975
<i>X5=Cash/Sales</i>	0,283	0,026	1,425	0,000	13,920
<i>X6=Intangible/Total Assets</i>	0,006	0,000	0,050	0,000	0,502
<i>X7=EBIT/Sales</i>	-0,190	-0,025	0,670	-5,184	0,404
<i>X8=EBITDA/Total Assets</i>	-0,054	0,004	0,471	-3,119	2,597
<i>X9=EBITDA/Interest paid</i>	-334,585	0,141	2,843	-27.822,000	255,097
<i>X10=EBIT/Interest Expenses</i>	-393,852	-0,218	3,214	-31.180,000	82,548
<i>X11=Sales/Total Assets</i>	0,819	0,534	1,312	0,011	12,527
<i>X12=Debtors/Sales</i>	1,231	0,461	2,679	0,000	18,910
<i>X13=Creditors/(Total Assets – Shareholders funds)</i>	0,309	0,285	0,199	0,000	0,780
<i>X14=Debtors/Shareholders Funds</i>	1,049	0,169	5,692	-23,763	23,723
<i>X15=Current Assets/Current Liabilities</i>	1,921	1,189	3,131	0,064	24,099
<i>X16=Net Income/Total Assets</i>	-0,146	-0,033	0,422	-3,145	0,556
<i>X17=Net Income/Sales</i>	-0,282	-0,062	0,557	-3,800	0,352
<i>X18=Shareholders Funds/Total Liabilities</i>	0,282	0,081	2,250	-1,211	21,630

Os resultados do *Test - t*, que compara as médias dos rácios entre empresas falidas e não falidas, estão apresentados na **Tabela 4.3**.

Tabela 4.3 – Significância estatística da comparação dos valores médios dos rácios das empresas falidas e não falidas

	<i>Teste-t</i>		
	<i>t</i>	<i>gl</i>	<i>p-value</i>
<i>X1=Loans/Shareholders Funds</i>	0,088	198,000	0,930
<i>X2=Total Liabilities/Total Assets</i>	-5,006	150,747	0,000
<i>X3=Cash/Total Assets</i>	-0,552	162,095	0,581
<i>X4=Working Capital/Total Assets</i>	6,173	179,824	0,000
<i>X5= Cash/Sales</i>	-0,841	198,000	0,401
<i>X6=Intangible/Total Assets</i>	-1,031	101,476	0,305
<i>X7=EBIT/Sales</i>	-0,313	198,000	0,754
<i>X8=EBITDA/Total Assets</i>	2,422	105,849	0,017
<i>X9=EBITDA/Interest paid</i>	1,342	100,108	0,183
<i>X10=EBIT/Interest Expenses</i>	1,340	99,687	0,183
<i>X11=Sales/Total Assets</i>	-1,113	198,000	0,267
<i>X12=Creditors/Sales</i>	-1,618	180,935	0,107
<i>X13=Debtors/(Total Assets – Shareholders funds)</i>	-4,963	198,000	0,000
<i>X14=Debtors/Shareholders Funds</i>	-0,931	106,692	0,354
<i>X15=Current Assets/Current Liabilities</i>	2,036	101,361	0,044
<i>X16=Net Income/Total Assets</i>	3,829	104,017	0,000
<i>X17=Net Income/Sales</i>	-0,891	101,954	0,375
<i>X18=Shareholders Funds/Total Liabilities</i>	2,536	198,000	0,012

Os resultados do *Teste-t* permitem concluir que o valor médio dos rácios de liquidez *X4*, *X8* e *X15* das empresas falidas são superiores aos rácios das empresas não falidas e que essas diferenças são estatisticamente significativas. Estes rácios de liquidez definem o perfil financeiro das empresas de curto prazo, pelo que não constitui uma surpresa verificar que as empresas não falidas apresentam mais liquidez em comparação com as empresas falidas, o que lhes facilita a liquidação de compromissos de curto prazo. Na categoria de Endividamento, o valor médio da variável *X2* é mais elevado no caso das empresas falidas,

sendo a diferença estatisticamente significativa, o que sugere que as empresas falidas da amostra apresentam níveis de endividamento superiores às empresas não falidas.

No que respeita à Solvabilidade, verifica-se que os valores médios das variáveis *X16* e *X18* das empresas não falidas são superiores aos apresentados pelas empresas falidas (diferenças estatisticamente significativas). Este é um resultado expectável, já que, em princípio, as empresas não falidas tenderão a apresentar um nível de capital próprio mais robusto quando comparadas com empresas falidas. Relativamente à categoria Atividade, constata-se que a variável *X13* apresenta um valor médio superior no grupo das empresas falidas quando cotejado com o valor médio do grupo das empresas não falidas (*p-value* <0,05). Este resultado é contrário ao esperado, embora explicável pelo facto de aumentos de atividade descontrolada poderem redundar em casos de falência.

4.2. Estimação do modelo *Logit*

Esta secção apresenta o resultado da estimação do modelo *Logit* para distinguir empresas falidas de empresas não falidas com base numa amostra de empresas portuguesas a operar no setor da Construção Civil. Em particular, e tal como é mencionado no capítulo da metodologia, este trabalho recorre ao Método *Forward Stepwise* (Razão de Verossimilhança) para determinar a combinação de rácios que melhor conseguem separar entre o conjunto de empresas falidas e não falidas na nossa amostra. Em seguida, reportam-se os resultados da estimação do modelo com base em rácios financeiros relativos a um ano antes da declaração de falência. Os procedimentos são repetidos na secção seguinte com base nos rácios financeiros relativos a dois anos antes do evento de falência.

4.2.1. Estimação do modelo *Logit* com informação financeira reportada um ano anterior à falência – Modelo 1

A estimação dos modelos *Logit*, descritos nas equações [2], [3] e [4] do ponto 1.3.1, é iniciada com a amostra de estimação (70 empresas falidas e 70 empresas emparelhadas de controlo) e com os rácios financeiros calculados com informação referente ao ano anterior ao

da falência das empresas (**Modelo 1**). O modelo final é obtido com recurso à estatística *Wald*, o qual é obtido através de quatro passos, conforme descrito na **Tabela 4.4**:

Tabela 4.4 – Análise direcionada – Estatística Wald – Modelo 1

Passos	Variáveis
1º passo	$X4+constante$
2º passo	$X4+X2+constante$
3º passo	$X4+X2+X3+constante$
4º passo	$X4+X2+X3+X18+constante$

Assim, tal como é possível observar na **Tabela 4.4**, o modelo final inclui quatro das 18 variáveis incluídas inicialmente no processo de estimação, nomeadamente os rácios $X2=Total\ Liabilities/Total\ Assets$, $X3=Cash/Total\ Assets$, $X4=Working\ Capital/Total\ Assets$ e $X18=Shareholders\ Funds/Total\ Liabilities$. A **Tabela 4.5** apresenta os coeficientes estimados e estatísticas associadas para cada uma destas quatro variáveis:

Tabela 4.5 – Coeficientes de estimação Logit – Modelo 1

Variável	B	Erro-padrão	Wald	gl	p-value	Exp (B)
$X2=TL/TA$	2,6630	0,790	11,373	1	0,001	14,334
$X3=Cash/TA$	-3,7040	1,681	4,854	1	0,028	0,025
$X4=WC/TA$	-4,6220	0,925	24,974	1	0,000	0,010
$X18=SF/TL$	0,1802	0,107	2,841	1	0,092	1,197
<i>Constante</i>	0,0050	0,969	0,000	1	0,996	1,005

Neste contexto, a função de classificação obtida com base na informação financeira reportada um ano antes da falência é a seguinte:

$$Z=0,005+2,663X_2-3,704X_3-4,622X_4+0,1802X_{18} \quad \text{Equação [7]}$$

A leitura da **Tabela 4.6** permite verificar que todas as variáveis explicativas incluídas no modelo final são estatisticamente significativas a um nível de significância de 10%. Por outro lado, todos os coeficientes estimados apresentam os sinais esperados exceto no que respeita à variável $X18$. De facto, sendo $X18$ o resultado da divisão de *Shareholders Funds* por *Total Liabilities*, esperar-se-ia que o sinal estimado para o seu coeficiente fosse negativo,

indicando que aumentos do capital próprio face ao total do ativo contribuem, em geral, para diminuir a probabilidade de falência. Uma possível explicação para este resultado prende-se com o facto de a amostra deste estudo englobar tanto empresas que estão em situação de falência técnica (i.e., apresentando um valor para $X18 < 0$) como empresas que não estão nessa situação (ver **Tabela 4.2**). Tal representa uma importante diferença qualitativa no que toca à saúde relativa das empresas consideradas na estimação do modelo acima, tornando difícil a leitura dos resultados obtidos para $X18$.

A leitura dos coeficientes associados às restantes variáveis explicativas consideradas no modelo final é mais intuitiva. Na realidade, em linha com a expectativa inicial, o coeficiente associado ao rácio de $X2 = Total Liabilities / Total Assets$ é positivo, indicando que, em geral, quanto maior o valor de relativo do passivo no total do ativo, maior será a probabilidade de a empresa entrar em falência. De forma similar, o coeficiente estimado para os rácios $X3 = Cash / Total Assets$ e $X4 = Working Capital / Total Assets$ também estão em linha com o inicialmente previsto. Neste caso, ambos os coeficientes são negativos, sugerindo que a probabilidade de uma empresa entrar em situação de falência diminui à medida que o volume de disponibilidades e o Fundo de Maneio aumentam relativamente ao valor total do ativo.

Importa agora discutir a significância estatística do modelo final. A **Tabela 4.6** apresenta os resultados do teste *Omnibus* para os coeficientes, o qual permite aferir sobre a utilidade de considerar variáveis explicativas no modelo a acrescer à constante:

Tabela 4.6 – Teste *Omnibus* para os coeficientes obtidos – Modelo 1

Passos	Qui-quadrado	gl	<i>p-value</i>
1º passo	36,604	1	0,000
2º passo	48,089	2	0,000
3º passo	52,246	3	0,000
4º passo	54,734	4	0,000

Como é possível verificar, todos os *p-values* associados aos quatro passos utilizados na estimação do modelo final são significativos a um nível de significância inferior a 0.1%. Conclui-se, portanto, que a qualidade do modelo final é superior a um modelo onde não se inclui qualquer preditor. Paralelamente, realizou-se um teste de *Wilks* à análise multivariada

das variâncias, o qual gerou um *p-value* inferior a 1%. Tal permite concluir que a variável dependente “Estado da empresa” (falida vs não falida), de natureza binária, é estatisticamente dependente das variáveis independentes consideradas no modelo final apresentado acima. Este padrão também se verifica para os restantes testes devolvidos no output do SPSS (*Pillai’s Trace*, *Hotelling’s Trace* e *Roy’s Largest Root*).

Importa também perceber em que medida o modelo final estimado explica o fenómeno da entrada em situação de falência. Para tal, calcularam-se algumas medidas de ajustamento global do modelo, as quais se apresentam na **Tabela 4.7**:

Tabela 4.7 – Avaliação do ajuste geral – Modelo 1

	-2 Log likelihood	R ² (Cox & Snell)	R ² (Nagelkerke)
Modelo 1	139,347	0,324	0,431

A **Tabela 4.7** reporta que, quando se utiliza a medida de ajustamento proposta por *Cox & Snell*, as quatro variáveis independentes incluídas no modelo final explicam conjuntamente 32,4% da variabilidade da variável dependente. A utilização da medida alternativa proposta por *Nagelkerke* redundava num resultado ligeiramente superior, ou seja, 43,1%. Ainda assim, em geral, poder-se-á afirmar que estes valores de ajustamento ficam algo aquém dos valores de R² geralmente encontrados quando se utilizam modelos de regressão logística.

Finalmente, é importante perceber o grau de eficácia do modelo estimado neste trabalho. Para esta discussão interessa recordar que podem ocorrer dois tipos de erros na classificação das observações em estudo: **1) Erro do Tipo I**, que se gera quando o modelo classifica uma empresa falida como não falida ou **2) Erro do Tipo II**, que resulta da classificação de uma empresa não falida como falida. Os erros tipo I e tipo II são calculados com base na amostra inicial, a qual foi utilizada para estimar o modelo de classificação (i.e., a que comporta 70 empresas falidas e 70 empresas não falidas).

Tabela 4.8 – Resultados da classificação – Modelo 1

Estado da empresa		Previsão		
		Não Falidas	Falidas	Total
Absoluto	Não Falidas	54	16	70
	Falidas	17	53	70
%	Não Falidas	77,14	22,86	100
	Falidas	24,29	75,71	100

A **Tabela 4.8** resume os resultados da classificação do modelo *Logit* estimado com base em informação financeira do ano anterior à falência, onde se constata que o modelo apresentado gera uma percentagem de **Erro Tipo I** de 24,29% e uma percentagem de **Erro Tipo II** de 22,86%. Conclui-se, pois, que a capacidade de previsão de falência do modelo estimado um ano antes da falência, utilizando a amostra de estimação na classificação das observações é igual a 75,71%. Este é um resultado interessante na medida em que ultrapassa largamente o que se poderia obter sem esforço através de um simples jogo de “moeda ao ar”.

Importa, todavia, aferir até que ponto o resultado de classificação ora discutido se verifica apenas quando se utiliza a mesma amostra para estimar e classificar as observações. Para contornar esta situação, utilizou-se uma *hold-out sample* de 60 empresas (30 falidas e 30 não falidas) que não foram consideradas inicialmente na estimação do modelo *Logit*. Estas 60 empresas foram então classificadas nos grupos falidas e não falidas de acordo com os resultados da aplicação do **Modelo 1** estimado com base nas restantes 140 empresas da amostra inicial (70 falidas e 70 não falidas).

Tabela 4.9 – Resultados da classificação *hold-out sample* – Modelo 1

Estado da empresa		Previsão		
		Não Falidas	Falidas	Total
Absoluto	Não Falidas	19	11	30
	Falidas	4	26	30
%	Não Falidas	63,33	36,67	100
	Falidas	13,33	86,67	100

Os resultados desta nova classificação estão apresentados na **Tabela 4.9**, onde se verifica que o **Erro do Tipo I** diminui de 24,29% para 13,33%, ou seja, a capacidade de previsão de falência aumenta de 75,71% para 86,67% quando se utiliza a *hold-out sample* para classificar as observações. No entanto, também se verifica que o **Erro do Tipo II** aumenta de 22,86% para 36,67%. Ainda assim, os resultados obtidos indicam que, em geral, o modelo *Logit* estimado com informação financeira recolhida um ano antes da falência consegue discriminar de forma muito aceitável entre empresas falidas e não falidas *out-of-sample*.

4.2.2. Estimação do modelo *Logit* com informação financeira reportada dois anos anteriores à falência – Modelo 2

A estimação do modelo, *Logit*, descrito nas equações [2], [3] e [4] do ponto 1.3.1, é agora efetuada com base na informação financeira reportada dois anos antes da falência das empresas (**Modelo 2**) e é similar ao reportado na secção anterior. O modelo final foi obtido com recurso à estatística *Wald* após a realização de três passos (**Tabela 4.10**).

Tabela 4.10 – Análise direcionada – Estatística *Wald* – Modelo 2

Passos	Variáveis
1º passo	$X4+constante$
2º passo	$X4+X18+constante$
3º passo	$X4+X18+X10+constante$

A **Tabela 4.10** evidencia que o modelo *Logit* estimado com base na informação financeira reportada dois anos antes da falência e apresenta duas variáveis incluídas no modelo estimado com informação financeira reportada um ano antes da falência: $X4=Working\ Capital/Total\ Assets$ e $X18=Shareholders\ Funds/Total\ Liabilities$. Por outro lado, o modelo estimado nesta secção apresenta ainda o rácio $X10=EBIT/Interest\ Expenses$, o qual não é considerado estatisticamente significativo no modelo anterior. Os coeficientes estimados para cada uma destas três variáveis são apresentados na **Tabela 4.11**:

Tabela 4.11 – Coeficientes de estimação *Logit* – Modelo 2

Variável	B	Erro-padrão	Wald	gl	p-value	Exp(B)
$X4=WC/TA$	-4,1090	0,979	17,609	1	0,000	0,160
$X10=EBIT/IE$	-0,2200	0,012	3,248	1	0,071	0,978
$X18=SF/TL$	-2,5320	0,711	12,682	1	0,000	0,080
Constante	3,6060	0,773	21,765	1	0,000	36,802

Neste contexto, a função de classificação obtida com base na informação financeira reportada dois anos antes da falência é a seguinte:

$$Z=3,606-4,109X_4-0,022X_{10}-2,532X_{18} \quad \text{Equação [8]}$$

A análise da **Tabela 4.11** permite constatar que todas as variáveis explicativas incluídas no modelo final são estatisticamente significativas ($p\text{-value} < 0,1$). Em linha com o **Modelo 1**, verifica-se que o coeficiente associado ao rácio de $X4=Working\ Capital/Total\ Assets$ é negativo, indicando que, em geral, quanto maior o valor o Fundo de Maneio face ao total do ativo menor será a probabilidade de empresa entrar em falência. Relativamente ao coeficiente estimado para a variável $X18=Shareholders\ Funds/Total\ Liabilities$ verifica-se que o mesmo é negativo e está alinhado com o inicialmente previsto, sugerindo que a probabilidade de uma empresa entrar em situação de falência diminui à medida que o Capital Próprio aumenta relativamente ao total do passivo. O coeficiente da variável $X10$, que resulta do quociente entre o *EBIT* e as *Interest Expenses*, apresenta um sinal negativo, o que está em linha com o esperado, ou seja, a probabilidade de falência diminui à medida que a cobertura do resultado operacional sobre os custos financeiros aumenta.

Os resultados do teste *Omnibus*, apresentados na **Tabela 4.12**, sugerem que as variáveis explicativas introduzidas no modelo são úteis na distinção entre empresas falidas e não falidas com base na informação financeira reportada dois anos antes da falência. Efetivamente, todos os $p\text{-values}$ apurados para este teste são significativos a um nível de significância inferior a 0,1%. Conclui-se então que a qualidade do modelo final é superior a um modelo onde não se inclui qualquer preditor.

Tabela 4.12 – Teste *Omnibus* para os coeficientes obtidos – Modelo 2

Passos	Qui-	gl	<i>p-value</i>
1º passo	23,347	1	0,000
2º passo	37,754	2	0,000
3º passo	55,615	3	0,000

Realizou-se igualmente um teste de *Wilks* à análise multivariada das variâncias, o qual gerou um *p-value* inferior a 1%. Daqui se conclui que a variável dependente “Estado da empresa” (falida vs não falida) é estatisticamente dependente das variáveis independentes consideradas no modelo final estimado com base na informação financeira reportada dois anos antes da falência. Este padrão também se verifica para os restantes testes devolvidos no output do SPSS (*Pillai’s Trace*, *Hotelling’s Trace* e *Roy’s Largest Root*).

A **Tabela 4.13** apresenta os resultados dos cálculos associados a algumas medidas de ajustamento global do **Modelo 2**, ou seja, em que medida o modelo estimado com base na informação financeira reportada dois anos antes do evento explica o fenómeno de falência. Como se pode observar, quando se utiliza a medida de ajustamento proposta por *Cox & Shell*, o resultado sugere que as três variáveis independentes incluídas no modelo final explicam conjuntamente 32,8% da variabilidade da variável dependente. A utilização da medida alternativa proposta por *Nagelkerke* aponta para um resultado ligeiramente superior, ou seja, 43,7%.

Tabela 4.13 – Avaliação do ajuste geral – Modelo 2

	-2 Log likelihood	R² (Cox & Snell)	R² (Nagelkerke)
Modelo 1	139,347	0,324	0,431

Por último, importa aferir a performance do **Modelo 2**. À semelhança da secção anterior, a **Tabela 4.14** reporta os resultados da classificação obtida com base nas observações da *test sample* utilizadas na estimação do **Modelo 2** (i.e., a que comporta 70 empresas falidas e 70 empresas não falidas).

Tabela 4.14 – Resultados da classificação – Modelo 2

		Previsão		
Estado da empresa		Não Falidas	Falidas	Total
Absoluto	Não Falidas	52	18	70
	Falidas	19	51	70
%	Não Falidas	74,29	25,71	100
	Falidas	27,14	72,86	100

Como se pode verificar, o **Modelo 2** gera uma percentagem de **Erro Tipo I** de 27,14% e uma percentagem de **Erro Tipo II** de 25,71%. Estes resultados sugerem que a capacidade de previsão de falência do modelo estimado com base em informação financeira reportada dois anos antes do evento, utilizando a amostra de estimação na classificação das observações é de 72,86%. Este é um resultado estimulante tendo em consideração que suplanta largamente o produto que poderia ser obtido através do modelo menos complexo de simplesmente lançar “moeda ao ar”.

Similarmente à secção anterior, a **Tabela 4.15** apresenta os resultados da classificação das observações da *hold-out sample* de 60 empresas (30 falidas e 30 não falidas). Estas observações não foram utilizadas na estimação do modelo, o que permite atestar a robustez da capacidade preditiva do mesmo. A **Tabela 4.15** apresenta, assim, a classificação destas empresas no grupo de falidas ou não falidas de acordo com o **Modelo 2** estimado com base na informação financeira reportada dois anos antes da falência.

Tabela 4.15 – Resultados da classificação *hold-out sample* – Modelo 2

		Previsão		
Estado da empresa		Não Falidas	Falidas	Total
Absoluto	Não Falidas	20	10	30
	Falidas	3	27	30
%	Não Falidas	66,67	33,33	100
	Falidas	10	90	100

Esta nova classificação permite concluir que o **Erro do Tipo I** diminui de 27,14% para 10,00% e que o **Erro do Tipo II** aumenta de 25,71% para 33,33%. Deste modo, verifica-

se que a capacidade de previsão de falência aumenta com a *hold-out sample* de 72,86% para 90,00%. Em suma, os resultados obtidos indicam que, em geral, o **Modelo 2**, estimado com base na informação financeira reportada dois anos antes da falência, consegue discriminar de forma muito aceitável as empresas falidas e não falidas *out-of-sample*.

4.3 Discussão dos resultados

A **Tabela 4.16** resume o sinal dos coeficientes obtidos através da estimação do **Modelo 1 (Modelo 2)** estimado com base na informação financeira reportada um (dois) anos antes da falência.

Tabela 4.16 – Variáveis consideradas no modelo em estudo

Variáveis consideradas no modelo	Categorias	Variáveis obtidas após Método Stepwise	Sinal Esperado	Sinal Obtido (1 ano antes)	Sinal Obtido (2 anos antes)
$X13 = \text{Creditors}/(\text{Total Assets} - \text{Shareholders Funds})$	Atividade		-		
$X12 = \text{Debtors}/\text{Sales}$	Atividade		-		
$X10 = \text{EBIT}/\text{Interest Expenses}$	Cobertura	X10	-	n.a.	-
$X2 = \text{Total Liabilities}/\text{Total Assets}$	Endividamento	X2	+	+	n.a.
$X14 = \text{Debtors}/\text{Shareholders Funds}$	Endividamento		+		
$X8 = \text{EBITDA}/\text{Total Assets}$	Liquidez		-		
$X7 = \text{EBIT}/\text{Sales}$	Liquidez		-		
$X6 = \text{Intangible}/\text{Total Assets}$	Liquidez		-		
$X5 = \text{Cash}/\text{Sales}$	Liquidez		-		
$X4 = \text{Working Capital}/\text{Total Assets}$	Liquidez	X4	-	-	-
$X3 = \text{Cash}/\text{Total Assets}$	Liquidez	X3	-	-	n.a.
$X15 = \text{Current Assets}/\text{Current Liabilities}$	Liquidez		-		
$X17 = \text{Net Income}/\text{Sales}$	Rendibilidade		-		
$X9 = \text{EBITDA}/\text{Interest Paid}$	Rendibilidade		-		
$X16 = \text{Net Income}/\text{Total Assets}$	Solvabilidade		-		
$X11 = \text{Sales}/\text{Total Assets}$	Solvabilidade		-	+	-

A informação resumida na **Tabela 4.16** sugere que:

1. O rácio de liquidez $X4 = \text{Working Capital}/\text{Total Assets}$ é estatisticamente significativo em ambos os modelos estimados neste trabalho, estando o sinal do seu coeficiente em linha com o inicialmente esperado. Este resultado sugere que a probabilidade de falência numa empresa nacional a operar no ramo da Construção Civil, diminui, *ceteris*

paribus, para situações em que os valores de Fundo de Maneio face ao total do ativo da empresa são mais elevados. Importa também referir que o rácio em apreço é o que apresenta o maior valor de coeficiente estimado (em valor absoluto). Neste contexto, uma pequena variação no seu valor afeta significativamente a probabilidade da empresa vir a declarar falência, sendo que este resultado não depende da análise ser efetuada um ou dois anos antes do evento. Este resultado é semelhante ao apresentado por Ohlson (1980), sendo, no entanto, diferente do resultado reportado por Altman (1968) e Correia (2012).

2. No caso do **Modelo 1**, estimado com base na informação financeira reportada um ano antes da falência, verifica-se que o coeficiente associado ao rácio $X3 = \text{Cash}/\text{Total Assets}$ é negativo e estatisticamente significativo. Este resultado sugere que empresas com níveis de disponibilidades mais elevadas face ao total do ativo estão, *ceteris paribus*, menos expostas ao fenómeno da falência. Este resultado está em linha com a expectativa inicial sendo que, curiosamente, Zavgren (1995) e Altman e Sabato (2007) reportam um sinal oposto para esta variável. Paralelamente, o rácio de endividamento $X2 = \text{Total Liabilities}/\text{Total Assets}$ apresenta sinal positivo, sugerindo que o aumento do peso relativo do endividamento face ao ativo aumenta a probabilidade das empresas portuguesas do setor da Construção Civil falirem. Este resultado é consistente com a nossa expectativa e confirma as conclusões de Ohlson (1980), Zavgren (1985) e Correia (2012). Finalmente, verifica-se que o rácio $X18 = \text{Shareholders Funds}/\text{Total Liabilities}$ apresenta um coeficiente positivo e estatisticamente significativo no **Modelo 1**, contrariando a expectativa inicial para o sinal dos rácios de solvabilidade. Tal como discutido anteriormente, o facto de muitas empresas já estarem em situação de falência técnica no ano que antecede à sua declaração formal de falência pode ajudar a compreender este resultado.

3. O modelo estimado com base na informação financeira reportada dois anos antes da falência (**Modelo 2**) apresenta o rácio $X4 = \text{Working Capital}/\text{Total Assets}$ como estatisticamente significativo em que o sinal do coeficiente é igual ao estimado no **Modelo 1**. No entanto, o rácio $X18 = \text{Shareholders Funds}/\text{Total Liabilities}$, apesar de permanecer na especificação final, apresenta agora um sinal positivo associado ao coeficiente e em linha com a expectativa inicial. O **Modelo 2** apresenta também como estatisticamente significativo um rácio que não é considerado no **Modelo 1**: $X10 = \text{EBIT}/\text{Interest Expenses}$. O sinal negativo

associado ao seu coeficiente é negativo, tal como a expectativa inicial sugeria, sugerindo que o aumento do volume de resultados operacionais face ao volume dos encargos financeiros reduza a probabilidade de a empresa entrar em falência. Altman e Sabato (2007) reportam resultados semelhantes para a variável *EBITDA/Interest Expenses*.

Poder-se-á dizer que os resultados deste trabalho estão genericamente em linha com a literatura anterior e reforçam que os rácios financeiros são importantes na discriminação entre empresas falidas e empresas não falidas. Em particular, Ohlson (1980) mostra que o rácio mais importante neste contexto é o rácio de endividamento *Total Liabilities/Total Assets*, muito embora a dimensão e os rácios de liquidez e de desempenho sejam igualmente importantes na previsão da falência. Por outro lado, Zavgren (1985) sugere que o rácio mais importante é o de liquidez *Cash/Total Assets* e que os rácios de rentabilidade não são significativos na discriminação entre empresas falidas e não falidas, o que é também verificado nesta dissertação. Para Altman e Sabato (2007), os rácios de rentabilidade, liquidez e endividamento são os mais relevantes na discriminação entre empresas falidas e empresas não falidas. Para Correia (2012), os rácios mais importantes por ordem decrescente são o *Cash Flow/Total Assets* (não considerado neste trabalho), o *Total Liabilities/Total Assets* e o *Sales/Total Assets*.

Em particular, este estudo aponta os rácios de liquidez (*Working Capital/Total Assets* e *Cash/Total Assets*), seguidos pelos rácios de endividamento (*Total Liabilities/Total Assets*) calculados um ano antes da falência como os mais relevantes neste contexto. Para as variáveis calculadas dois anos antes da falência, apontam o rácio de liquidez (*Working Capital/Total Assets*), seguindo-se o de solvabilidade (*Shareholders Funds/Total Liabilities*) como mais importantes. Por fim, e tal como constatado no presente estudo, nenhum dos trabalhos anteriores refere os rácios de atividade como estatisticamente significativos na previsão de falência a um ou dois anos de distância do evento.

CAPÍTULO V - CONCLUSÕES

5. Nota conclusiva

Este estudo tem por base uma amostra de empresas portuguesas que competem no setor da Construção Civil nacional no período compreendido entre 2003-2010. A amostra final é constituída por 200 empresas portuguesas, classificadas como sociedades por quotas ou sociedades anónimas não cotadas em bolsa, pertencentes ao setor da Construção Civil e que dispunham de informação contabilística para calcular os rácios financeiros utilizados nesta investigação. Destas, 100 apresentaram-se à falência entre 2003-2010, enquanto as restantes são empresas de controlo.

A estimação dos modelos *Logit* neste estudo é efetuada com base em rácios financeiros de atividade, endividamento, liquidez, rendibilidade e solvabilidade calculados um ano antes e dois anos antes da declaração de falência. Os resultados obtidos sugerem que a informação contabilística é relevante na distinção entre empresas falidas e empresas não falidas. Em particular, a combinação de um conjunto de rácios financeiros, permitiu estimar um modelo com uma capacidade preditiva global de 75,71% (72,86%) com base na informação financeira reportada um (dois) ano(s) antes do evento de declaração de falência.

As variáveis explicativas relevantes nos modelos estimados neste trabalho são constituídas por rácios de liquidez, de endividamento e solvabilidade, assumindo o Fundo de Maneio - *Working Capital* - (variável de liquidez) um papel primordial nesta matéria. Este é um resultado que parece ser específico desta dissertação, sugerindo que o Fundo de Maneio capta uma dimensão particularmente crítica no contexto do setor da Construção Civil nacional. Fora este aspeto, a generalidade dos resultados estão alinhados com os apresentados por Ohlson (1980), Zavgren (1985) e Altman e Sabato (2007). Em termos gerais, conclui-se que este trabalho apresenta alguns fatores distintivos de situações de falência no âmbito das empresas portuguesas do setor da Construção Civil e poderá ser importante para avaliar a probabilidade de falência das empresas a operar neste setor.

5.1. Limitações

Esta dissertação apresenta alguns constrangimentos que devem ser tomados em linha de conta aquando da análise e extrapolação dos resultados. Existem limitações que derivam

do facto de as variáveis independentes deste trabalho serem constituídas por rácios financeiros calculados com base na informação contabilística das empresas:

- os rácios dependem da fiabilidade da informação de base na medida em que a contabilidade pode e, é muitas vezes manipulada. Esta situação é mais vulgar em empresas cotadas em bolsa ou empresas sujeitas a notação de rating. No caso das PME's, a principal razão para a manipulação da contabilidade é de natureza fiscal;
- as empresas não seguem todos os mesmos critérios contabilísticos, o que gera distorções no cálculo dos rácios;
- os rácios têm em conta apenas aspetos quantitativos e não aspetos qualitativos como por exemplo a marca, know-how, patentes, dimensão, idade, etc.;
- a escolha dos rácios, ainda hoje, não tem uma fundamentação teórica. Baseia-se num certo grau de popularidade que estes indicadores têm na literatura e numa dimensão mais empírica. Neste contexto, Zavgren (1983), citado por Leinten (1991) alega que a utilização de determinados rácios em detrimento de outros leva à instabilidade dos resultados produzidos pelos modelos de previsão. Karels e Prakash (1987) referem que a seleção não fundamentada dos rácios financeiros não é surpreendente dada a limitação teórica que fundamenta a escolha dos mesmos.

Por outro lado, este estudo está focado em PME's portuguesas, pelo que é sempre necessário questionar a qualidade da informação contida nas respetivas demonstrações financeiras. Acresce que o número reduzido de empresas da amostra constitui também um aspeto importante.

Finalmente, importa referir que a alteração das normas contabilísticas em 01 de janeiro de 2010, que levou ao abandono do POC e à adoção do SNC, não afeta os nossos resultados. Efetivamente, como a informação utilizada reporta pelo menos um ano anterior ao da falência, a informação financeira mais recente considerada no estudo é referente ao exercício de 2009.

5.2. Contributos futuros

Uma das possibilidades de continuar o trabalho desenvolvido nesta dissertação é testar a capacidade que outros modelos de previsão de falência terão neste setor utilizando outras técnicas estatísticas como as Redes Neurais, *Probit* e *Gompit*. Por outro lado, considerando que este estudo utiliza apenas variáveis financeiras, seria interessante incluir na estimação dos modelos variáveis qualitativas que pudessem captar outras dimensões do fenómeno em estudo. Para além destas variáveis qualitativas e dos rácios financeiros utilizados neste estudo, existem outras variáveis que poderão melhorar a performance dos modelos de previsão por condicionarem o desempenho das empresas, nomeadamente a conjuntura económica, o volume de investimento e de crédito, o nível de desemprego, entre outros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Altman, E. (1968). “*Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy*”, *The Journal of Finance*, Vol. 23 (4), pp. 589-609.

Altman, E., Haldeman, R. & Narayanan, P. (1977). “*Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy of Corporations*”, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, pp. 29-54.

Altman, E. (1993). “*Corporate Financial Distress and Bankruptcy – A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*”, 2nd Edition, John Wiley & Finance, Inc., New York.

Altman, E., John, H. & Peck, M. (1995). “*A Scoring System for Emerging Market Corporate Debt*”, Salomon Brothers.

Altman, E., & Sabato, G. (2007). “*Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market*”, *Abacus*, Vol. 43, nr. 3, 2007, pp. 332-357.

Aziz, Emanuel D. C., & Lawson Gerald, H. (1988). “*Bankruptcy Prediction An Investigation of Cash Flow Based Models*”, *Journal of Management Studies*, Sep. 88, Vol. 25, Issue 5, pp. 419-437.

Baganha, M., Marques, J. & Góis, P. (2002). “*O Setor da Construção Civil e Obras Públicas em Portugal: 1990-2000*”, oficina do CES, Publicação nr. 173, pp. 1-34.

Balcaen, S., Ooghe, H. (2004). “*35 Years of Studies on Business Failure: an Overview of Classical Statistical Methodologies and Their Related Problems*”, Vlerick Leuven Gent Working Paper Series, 2004/15, pp. 2-70.

Banco de Portugal (2014). “*A Economia Portuguesa*”, Relatório do Conselho de Administração, pp. 17-102.

Beaver, W. H. (1966). “*Financial Ratios as Predictors of Failure*”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 4, Empirical Research in Accounting Selected Studies, pp. 71-111.

Becchetti, L., and Sierra, J. (2002). “*Bankruptcy Risk and Productive Efficiency in Manufacturing Firms*”, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 27, nr. 8, pp. 2099-2120.

Bell, T., Ribar, G. & Verchio, J. (1990). “*Neural Net Versus Logistic Regression: A Comparison of Each Model’s Ability to Predict Commercial Bank Failures*”, Proceedings of the 1990 D&T, University of Kansas, Symposium on Auditing Problems, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “*A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1-42.

Bellovary, J.L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007). “*A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1-42.

Bilderbeek, J. (1979). “*An Empirical Study of the Predictive Ability of Financial Ratios in the Netherlands*”, *Zeitschrift Für Betriebswirtschaft*, May 1979, pp. 388-407.

- Blum**, M. (1974). *“Failing Company Discriminant Analysis”*, Journal of Accounting Research, Vol. 12 (1), pp. 1-25.
- Boritz**, J. & Kennedy, D. (1995). *“Effectiveness of Neural Network Types for Prediction of Business Failure”*, Expert Systems with Applications, 9 (4), pp. 503-512, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), *“A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”*, Journal of Financial Education, Vol. 33, pp. 1-42.
- Borooh**, V. K. (2002). *“Logit and Probit: Ordered and Multinomial Models. Quantitative Applications in the Social Sciences”*, Series nr. 138, Sage Publications, Thousand Oaks, California.
- Cardoso**, S. J. (1996). *“Una Evolución Crítica de la Investigación Empírica Desarrollada en Torno a la Solvencia Empresarial”*, Revista Espanhola de Financiación y Contabilidad, XV (87), Abril-Junio, pp. 459-479.
- Charitou**, A., & Trigeorgis, L. (2002). *“Option Based Bankruptcy Prediction”*, paper presented at the 6th Annual Real Options Conference, Paphos, Cyprus.
- Chen**, A. & Shimerda, L. (1981). *“An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios”*, Financial Management, Vol. 10 (1), pp. 51-60.
- Coats**, P. & Fant, L. (1992). *“A Neural Network Approach to Forecasting Financial Distress”*, Journal of Business Forecasting Methods & Systems, Vol. 10 (4), pp. 9-12, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), *“A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”*, Journal of Financial Education, Vol. 33, pp. 1-42.
- Correia**, C. (2012). *“Previsão de Insolvência: Evidência no Setor da Construção”*, Repositório Científico de Acesso Aberto de Portugal, Universidade de Aveiro.
- Deakin**, E. (1972). *“A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure”*, Journal of Accounting Research, 10 (1), pp. 167-179.
- Edmister**, R. (1972). *“An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction”*, Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 7 (2), pp. 1477-1493, citado por Eisenbeis, R. A. (1977), *“Pitfalls in The Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics”*, The Journal of Finance, Vol. 32 (3), pp. 875-900.
- Frydman**, H., Altman, E. & Kao, D. (1985). *“Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: the Case of Financial Distress”*, The Journal of Finance, Vol. 40 (1), pp. 269-291.
- Gentry**, J. P. N., & Whitford, D. (1985). *“Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components”*, Journal of Accounting Research, Vol. 23 (1), pp. 146-160.
- Gilbert**, L., Menon, K. & Schwartz, K. (1990). *“Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress”*, Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 17 (1), pp. 161-171, citados por **Bellovary**, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), *“A Review of*

Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, Journal of Financial Education, Vol. 33, pp. 1-42.

Gombola, M., Haskins, M., Ketz, J., & Williams, D. (1987). “*Cash Flow in Bankruptcy Prediction*”, Financial Management, Vol. 16, nr. 3, Winter 1987, pp. 55-65.

Grunert, J., Norden, L. and Weber, M. (2004). “*The Role of Non-Financial Factors in Internal Credit Ratings*”, Journal of Banking and Finance, Vol. 29, nr. 2.

Hendry, D. F., and Doornick, J. A. (1994). “*Modelling Linear Dynamic Econometric Systems*”, Scottish Journal of Political Economy, Vol. 41, nr. 1.

Hickman, W.B. (1958). “*Corporate Bond Quality and Investor Experience*”. Princeton, N. J., Princeton University Press, citado por Altman, E. (1968), “*Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*”, The Journal of Finance, Vol. 23, nr. 4, pp. 589-609.

Karels, G. V. & Prakash, A. J. (1987). “*Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy*”, Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 14 (2), p 573-593, citados por , citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), “*A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*”, Journal of Financial Education, Vol. 33, pp. 1-42.

Keasey, K., & Watson, R. (1987). “*Non-Financial Symptoms and the Prediction of Small Company Failure: a Test of Argenti’s Hypotheses*”, Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 14, nr. 3.

Lehmann, B. (2003). “*Is it Worth the While? The Relevance of Qualitative Information in Credit Rating*”, Working Paper presented at the EFMA 2003 Meetings, Helsinki, pp. 1-25.

Leiten, E. (1991). “*Financial Ratios and Different Failure Process*”, Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 18, pp. 649-673.

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

Lussier, R. N. (1995). “*A Non-Financial Business Success Versus Failure Prediction Model for Young Firms*”, Journal of Small Business Management, Vol. 33, nr. 1, pp. 8-20.

Martín-del-Brío, B., & Serrano-Cinca, C. (1993). “*Self-Organizing Neural Networks for the Analysis and Representation of Data: Some Financial Cases*”, Neural Computing & Applications, Vol. 1, nr. 3, pp. 193-206.

Merwin, C. (1942). “*Financing Small Corporations*”, Bureau of Economic Research, New York, citado por Altman, E. (1968), “*Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*”, The Journal of Finance, Vol. 23, nr. 4, pp. 589-609.

- Messier, Jr. W. & Hansen, J.** (1988). “Inducing Rules for Expert System Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data”, *Management Science*, Vol. 34 (12), pp. 1403-1415, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), “*A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1-42.
- Micha, B.** (2004). “*Analysis of Business Failures in France*”, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 8, nr. 2, pp. 281-291.
- Morris, R.** (1997). “*Early Warning Indicators of Corporate Failure – A Critical Review of Previous Research and Further Empirical Evidence*”, Aldershot Ashgate.
- Mossman, E., Bell, G., Swatz, M., Turtle, H.** (1998). “*An Empirical Comparison of Bankruptcy Models*”, *Financial Review*, May 98, Vol. 33, Issue 2, pp. 35-54.
- Nunes, C.** (2001). “*Construção: O Desafio da Especialização*”, Lisboa: GEPE – Gabinete de Estudos e Perspetiva Económica do Ministério da Economia.
- Ohlson, J. A.** (1980). “*Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy*”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 8 (1), pp. 109-131.
- Ooghe, H., Joos, P. & Bourdeaudhuij, C. De** (1995). “*Financial Distress Models in Belgium: The Results of a Decade of Empirical Research*”, *International Journal of Accounting*, Vol. 30, nr. 3.
- Pampel, F.** (2000). “*Logistic Regression: A Primer*”, *Quantitative Applications in the Social Sciences*, Series nr. 132, Thousand Oaks, Sage Publications.
- Patrick, F.** (1932). “*A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms*”, *Certified Public Accountant*, October, November and December, pp. 598-605, 656-662 e 727-731.
- Piesse, J., & Wood, D.** (1992). “*Issues in Assessing MDA Models of Corporate Failure: A Research Note*”, *British Accounting Review*, Vol. 24, nr. 1, pp. 33-42.
- Pinches, G., Eubank, A., Mingo, K. & Caruthers, J.** (1975). “*The Hierarchical Classification of Financial Ratios*”, *Journal of Business Research*, Vol. 4, nr. 3, pp. 295-310.
- Platt, H. D. & Platt, M. B.** (1990). “*Development of a Class of Stable Predictive Variable: The Case of Bankruptcy Prediction*”, *Journal of Business, Finance and Accounting*, Spring, pp. 31-51.
- Salchenberger, L., Cinar, E. & Lash, N.** (1992). “*Neural Networks: A New Tool for Predicting Bank Failures*”, *Decision Sciences*, Vol. 23, pp. 899-916, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), “*A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1-42.

Sheppard, J. P. (1994). “*The Dilemma of Matched Pairs and Diversified Firms in Bankruptcy Prediction Models*”, Mid-Atlantic Journal of Business, Vol. 30, March, pp. 9-25.

Sinkey, Jr. J. (1975). “*A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Banks*”, Journal of Finance, Vol. 30 (1), pp. 21-36, citado por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), “*A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*”, Journal of Financial Education, Vol. 33, pp. 1-42.

Smith, R. F. & Winakor, A. H. (1935). “*Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Corporations*”, Bureau of Business Research, University of Illinois, citados por Altman, E. I., Taffler, R. (1984), “*Empirical Models for the Monitoring of UK Corporations*”, Journal of Banking and Finance, Vol. 8 (2), pp. 199-227 e citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), “*A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*”, Journal of Financial Education, Vol. 33, pp. 1-42.

Taffler, R. J., & Tisshaw, H. (1977). “*Going, Going, Gone Four Factors Which Predict*”, Accountancy, Vol. 88, nr. 1, pp. 50-54.

Tamari, M. (1966). “*Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy*”, Management International Review, Vol. 4, pp. 15-21.

Vilhena, A. (2013). “*O Parque Habitacional e sua Reabilitação: Retrato e Prospetiva*”, LNEC, pp. 1-37. Disponível em URL: http://www.lnec.pt/congressos/eventos/pdfs/sessao_lnec_ine_1130.pdf

Von Stein, J. H., & Ziegler, W. (1984). “*The Prognosis and Surveillance of Risks From Commercial Credit Borrowers*”, Journal of Banking and Finance, Vol. 8, nr. 2, pp. 249-268.

Wang, B. (2004). “*Strategy Changes and Internet Firm Survival*”, P.h.D. Dissertation, University of Minnesota, citado por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. and Akers, M. D. (2007), “*A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*”, Journal of Financial Education, Vol. 33, pp. 1-42.

Winakor, A., Smith, R. F. (1935). “*Changes in Financial Structure of Unsuccessful Industrial Companies*”, Bureau of Business Research, Bulletin nr. 51, University of Illinois Press.

Zavgren, C. V. (1985). “*Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis*”, Journal of Business and Accounting, Vol. 12, pp. 19-45.

Zhou, X., J. Huang, C., Friedman, R., Cangemi & Sandow, S. (2005). “*Private Firm Default Probabilities via Statistical Learning Theory and Utility Maximization*”, Standard & Poor’s, Working Paper.

Zmijewski, M. E. (1984). “*Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models*”, Journal of Accounting Research, Vol. 22, nr. 3 (Supplement), pp. 59-86.