

**U. PORTO**

**FEP** FACULDADE DE ECONOMIA  
UNIVERSIDADE DO PORTO

**MODELOS DE PREVISÃO DE FALÊNCIA:  
ANÁLISE ECONOMETRICA DO SETOR DA  
CONSTRUÇÃO CIVIL NA UE**

Por

Isabel da Costa Pimenta

Dissertação de Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientada por:

Prof. Doutor Francisco Vitorino Martins

Prof. Doutor Elísio Fernando Moreira Brandão

2015

## **Nota Bibliográfica**

Isabel da Costa Pimenta, nascida em Braga, a 10 de Outubro de 1991, é licenciada em Administração Pública, pela Universidade do Minho, com média final de 14 valores.

Em 2012, ingressou no Mestrado em Finanças e Fiscalidade na Faculdade de Economia da Universidade do Porto.

Profissionalmente integrou a EY em 2014 e participa em projetos de Auditoria nas Instituições Bancárias e Seguradoras em Portugal.

## **Agradecimentos**

Ao meu orientador, Professor Doutor Francisco Vitorino Martins, por toda a disponibilidade, motivação, otimismo e conhecimentos fundamentais para a realização deste trabalho. Ao Professor Doutor Elísio Brandão, Diretor do Mestrado em Finanças e Fiscalidade e meu co-orientador pelo incentivo à conclusão desta etapa.

Aos meus pais e irmãos por estarem presentes e me apoiarem em todas as etapas que conduziram a este trabalho.

Ao Eduardo, um agradecimento especial, pelo apoio e motivação determinantes na realização dos meus objetivos.

## **Resumo**

No atual contexto de crise financeira é evidente o aumento de falência de empresas e as graves consequências para todos os envolvidos. Com este trabalho pretende-se criar um modelo capaz de prever a falência de empresas do setor da construção civil, para países da UE.

Recolhemos informação económico-financeira para uma amostra de 3.929 empresas falidas entre os períodos de 2013 a 2015 e 167.040 empresas saudáveis na base de dados AMADEUS, pertencentes aos CAE da construção Civil (41, 42 e 43). Para a estimação foi utilizado o Modelo Logit, com correção de Huber/White.

Além do modelo geral para o conjunto da UE, que calculado com um desfasamento temporal de dois anos, foi estimado um modelo geral para o conjunto de países do Sul da Europa e comparado com a Alemanha.

Constatamos que a probabilidade de falência é influenciada pelos rácios de liquidez, cobertura, endividamento e atividade, nomeadamente através das variáveis de Capital Próprio/Passivo Total; EBIT/despesas com juros; (Ativo Corrente-Passivo Corrente)/Ativo total; Vendas/ Ativo Total. Além disso, estas variáveis também se confirmam como relevantes no estudo país a país, com contextos económico-financeiros distintos.

**Palavras-Chave:** Modelos de previsão de falências; UE; construção civil; Logit

## **Abstract**

In the current context of financial crisis is evident that corporate bankruptcy and the serious consequences for all involved is increasing. This thesis intendeds to create a model capable of predicting company's bankruptcy for the construction sector in EU countries.

We collect economic and financial information for a sample of 3,929 bankrupt companies, between the periods 2013-2015 and 167,040 healthy companies in the AMADEUS database, belonging to NACE Rev. 2 (Primary codes only): 41 - Construction of buildings, 42 - Civil engineering, 43 - Specialised construction activities. We used the logit model, with estimates White-Huber robust standard errors.

Separately from the general model, that was calculated with a lag of two years, it was also estimated a model for the countries of southern Europe in comparison with Germany.

We have verified that the probability of bankruptcy it's influenced by the liquidity, cover, debt and activity ratios, through the variables of the Shareholders funds/Total liabilities; EBIT/expenses plus interest paid; Current Assets – Current Liabilities/Total Assets; Turnover/Total Assets; Besides, this variables are also confirmed as relevant in the country by country study, with different economic and financial contexts.

**Keywords:** Bankruptcy Prediction Models; EU; construction industry; Logit

# Índice

Nota Bibliográfica.....	i
Agradecimentos .....	ii
Resumo.....	iii
Abstract .....	iv
Índice de tabelas .....	vi
Introdução.....	1
1. Enquadramento teórico.....	3
1.1. Falência e dimensão das empresas: conceitos.....	3
1.2. Modelos explicativos de falências.....	5
2. Metodologia.....	8
3.1 Amostra .....	8
3.2. Variáveis.....	9
3.3. Modelos quantitativos: Logit .....	11
3.4. Hipóteses .....	13
4. Resultados .....	14
Conclusão .....	20
Bibliografia.....	22

## **Índice de tabelas**

Tabela 1 – Amostra: Número de empresas por país nos CAE 41, 42 e 43.....	9
Tabela 2 – Variáveis a testar .....	10
Tabela 3 – Estatísticas descritivas das variáveis explicativas.....	14
Tabela 4 – Resultados do Modelo.....	16
Tabela 5 – Efeito estrutural específico do país.....	18
Tabela 6 – Aplicação do modelo a cada país.....	18

## **Introdução**

A recente crise que afetou a Europa e o resto do Mundo originou consequências nefastas na sociedade, traduzindo-se em instabilidade política e económica, que por consequência, expôs a fragilidade e complexidade do sistema financeiro. A crise económica fez diminuir o capital investido, gerou limitações no acesso ao crédito, implementação de medidas gravosas de austeridade, implicando altas taxas de desemprego e de empresas em falência. O ciclo económico sofreu uma rutura: a redução do dinheiro disponível das famílias originou a diminuição da procura, que consequentemente conduziu à redução da produção de muitas empresas, que por sua vez, não conseguiram aguentar os custos e entraram em processo de falência. Este quadro fica ainda mais crítico porque muitas destas empresas faliram e deixaram dívidas incobráveis quer perante particulares, quer perante outras empresas e/ ou bancos.

A elevada exposição que muitos bancos tinham, era composta por empresas que entraram em falência, o que fez diminuir a sua liquidez e capacidade de resposta perante a crise, bem como o crédito disponível. Neste contexto, assume particular importância a previsão de falências de empresas, uma vez que a informação atempada e precisa equivale a informação útil para a tomada de decisão de todos os *stakeholders*, podendo inclusive mitigar alguns dos efeitos negativos da falência da empresa.

Entre os setores mais afetados pela crise financeira dos últimos anos está o setor da construção. Em Portugal, assistimos ao progressivo aumento de falências de empresas ligadas a este setor, quer pelo abrandamento económico e inevitável diminuição de obras de elevada dimensão, quer pela dificuldade em acesso ao crédito. O objetivo essencial deste estudo é a construção de um modelo de previsão de falências em empresas da UE, no setor da Construção Civil, com recurso a informação financeira. Este estudo difere dos anteriores por recolher informação de vários países da UE, com contextos sociais, económicos, políticos e legais distintos, mas que se interligam através da União Europeia. Os dados utilizados na amostra



foram recolhidos na base de dados AMADEUS e a amostra é constituída por dois grupos de empresas: um grupo com empresas ativas, saudáveis do ponto de vista financeiro e um segundo grupo de empresas que entraram em falência ou em procedimentos de insolvência durante o período de 2013 a 2015.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: na primeira parte é feito um enquadramento teórico e são definidos alguns conceitos relevantes. Na segunda parte é delineada qual a metodologia a utilizar, nomeadamente a amostra, as variáveis e o modelo estatístico utilizado neste estudo. Na terceira parte apresentamos os resultados da análise empírica, quer na aplicação do modelo geral, quer na aplicação do modelo por país. E por último, na quarta parte são apresentadas as conclusões e limitações deste estudo.

## **1. Enquadramento teórico**

Neste capítulo começamos por apresentar um conjunto de definições relevantes para o estudo desenvolvido, nomeadamente o conceito de falência e o enquadramento do tipo de empresas. De seguida apresentamos a literatura relevante neste tema.

### **1.1. Falência e dimensão das empresas: conceitos**

Um dos processos importantes deste estudo é a definição de Falência utilizada. A definição deste conceito não é unânime ao longo da literatura de previsão de falências de empresas, para Bellovary et al (2007) a comparabilidade dos estudos pode tornar-se difícil devido a esta diversidade. Autores como Beaver (1966) definem a falência como a falta de capacidade da empresa cumprir com as suas obrigações, sendo que outros recorrem a conceitos mais legais, tal como Ohlson (1980) que define que a falência ocorre quando a empresa continua em atividade, mas está enquadrada no Capítulo 11- US, ou de outra forma iniciou o seu processo de falência.

Altman (1993) descreve e distingue quatro termos genéricos geralmente encontrados na literatura: *failure*, *insolvency*, *default* e *Bankruptcy*.

A decisão de selecionar a definição adotada neste estudo teve em consideração que serão utilizados dados referentes a países diferentes, com legislações diferentes. Deste modo, optamos por utilizar as definições descritas na base de dados AMADEUS, que define uma empresa como falida quando esta está legalmente declarada incapaz de pagar aos seus credores, nesta situação, os ativos da empresa estão em processo de venda de modo a pagar as dívidas e proceder à dissolução da empresa. Por outro lado, uma empresa é considerada em processo de insolvência quando continua em atividade mas está enquadrada no Capítulo 11 – US. Durante este período, a empresa continua a operar, tenta pagar aos seus credores e retomar à sua atividade normal, isto significa que se assume apenas a falta de pagamento aos credores como temporária, e que voltara à sua atividade normal ou

será reestruturada (algumas partes da empresa poderão ser vendidas ou reestruturadas) ou liquidada.

De modo a definir a categoria de cada empresa, foram usadas as definições de acordo com a base de dados Amadeus. As empresas podem estar classificadas em uma dos quatro tipos de categorias: 1) Empresas muito grandes; 2) Grandes empresas; 3) Médias empresas; 4) Pequenas empresas. Para ser incluídas em cada categoria tem de cumprir pelo menos um dos requisitos de cada categoria.

#### **1) Empresas muito grandes:**

- Vendas superiores ou iguais a 100 milhões de euros
- Total do Ativo superior ou igual a 200 milhões de euros
- Número de colaboradores superior ou igual a 1000.
- Empresa cotada

#### **2) Grandes empresas:**

- Vendas superiores ou iguais a 10 milhões de euros
- Total do Ativo superior ou igual a 20 milhões de euros
- Número de colaboradores superior ou igual a 150.
- Não ser considerada “Very large”

#### **3) Médias empresas:**

- Vendas superiores ou iguais a 1 milhão de euros
- Total do Ativo superior ou igual a 2 milhões de euros
- Número de colaboradores superior ou igual a 15.
- Não ser considerada “Very large” ou “Large”

#### **4) Pequenas empresas:**

- Empresas que não estejam incluídas nas restantes categorias.

## 1.2. Modelos explicativos de falências

Nos últimos anos, são vários os estudos desenvolvidos de modo a prever a falência de empresas, contudo o início da presença desta temática na literatura remota à década de trinta. O estudo pioneiro foi desenvolvido por Beaver (1966), através da utilização da análise univariada, com recurso a rácios financeiros. A amostra utilizada por Beaver continha 79 empresas falidas e 79 empresas não falidas, em que a seleção foi realizada considerando a indústria e a dimensão do Ativo de cada empresa, utilizando uma *paired or matched sample* no tipo de indústria e dimensão. Para esta amostra foram testados 30 rácios financeiros, sendo que apenas seis obtiveram médias significantes, destacando-se o rácio Cash Flow/Passivo Total que alcançou maior poder discriminatório para o período de previsão cinco anos antes da data da falência. Os resultados corresponderam às expectativas, uma vez que o grupo das empresas falidas apresentava rácios de rentabilidade e liquidez inferiores aos rácios do grupo das empresas saudáveis. Através desta metodologia, Beaver obteve uma classificação correcta em 87% das empresas para um ano antes da falência e 78% para cinco anos antes do momento. Ainda assim, uma grande limitação deste estudo é a análise de cada rácio ser feita separadamente, o que não possibilita o estudo da relação entre cada rácio.

Na sequência desta debilidade da análise univariada, Altman (1968) aplicou a Análise Discriminante Multivariada (MDA) para conseguir estudar as relações entre os rácios, utilizando uma amostra de 33 empresas insolventes durante o período de 1946 a 1965 e a 33 empresas saudáveis com características semelhantes no setor e na dimensão. Desta análise resultou a função discriminante Z-Score, constituída por 5 variáveis discriminantes:

$$Z = 0,012 X_1 + 0,14 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999X_5$$

Em que:

$X_1$ = Ativo Corrente - Passivo Corrente/ Total do Ativo;

$X_2$ = Resultados Transitados/ Total do Ativo;

$X_3 = \text{EBIT} / \text{Total do Ativo};$

$X_4 = \text{Valor de Mercado dos Capitais Próprios} / \text{Total Passivo};$

$X_5 = \text{Vendas} / \text{Total do Ativo}.$

Esta função conseguiu prever corretamente 95% das empresas falidas um ano antes, porém dois anos antes a sua capacidade de previsão descia para 72%, com três anos descia para 48%, e ainda com quatro e cinco anos antes, a sua capacidade descia para 29% e 36%, respetivamente. Mais tarde, este modelo foi adaptado por Altman et al. (1977) constituindo um novo modelo, ZETA, com sete variáveis discriminantes que alcançou melhor capacidade de previsão. Contudo, a análise discriminante multivariada pressupõe que as variáveis independentes tenham uma distribuição normal e que as matrizes de variância e covariância sejam homogêneas no grupo das empresas falidas e no grupo das empresas saudáveis.

Devido aos problemas relacionados com os pressupostos da análise discriminante, Ohlson (1980) estimou três modelos Logit em dados *cross-section*, utilizando empresas industriais para constituir uma amostra desequilibrada e não emparelhada de 105 empresas insolventes e 2.058 empresas solventes, com dados referentes ao período de 1970 a 1976. Este modelo utiliza 9 variáveis explicativas que se mostraram estatisticamente significativas. Os resultados mostraram que há quatro conjuntos de fatores significativos que afetam a probabilidade de falência: a dimensão da empresa, a estrutura financeira, algumas medidas de desempenho e a liquidez. A vantagem do modelo Logit é que este não tem as assunções da MDA e poder ser aplicado em amostras desproporcionais. Zavgren (1985) criticou o modelo de Ohlson (1980), por este ter uma base teórica na construção do modelo algo débil, também criticou o próprio estudo por este não ter uma amostra emparelhada. Consequentemente, o autor utilizou a técnica *Logit* com o objetivo de desenvolver e testar um novo modelo de previsão de falência capaz de identificar os sinais e estimar a probabilidade de insolvência.

Durante algum tempo, a técnica estatística mais aplicada nos modelos de falência de empresas era a análise MDA. Zmijewski (1984) foi o pioneiro na

aplicação da análise Probit em modelos de previsão, o autor utilizou uma amostra composta por 40 empresas falidas e 800 empresas saudáveis para o período de 1972 a 1978, utilizando três variáveis explicativas, contudo os resultados foram inferiores aos do modelo Logit. O modelo Probit é semelhante ao modelo Logit, diferenciando-se pela distribuição da probabilidade que deriva da distribuição acumulada da função normal

Devido à necessidade de adaptar os modelos aos contextos em que se inserem, Shumway (2001) desenvolveu um modelo que utiliza toda a informação disponível para estimar a probabilidade de uma empresa falir. Deste modo, ao contrário dos modelos estatísticos, não faz qualquer seleção na informação utilizada, o que lhe permitiu verificar que fatores não económicos, como a dimensão da empresa e o histórico do ganho em ações combinados com rácios financeiros permitiram obter resultados melhores aos modelos que apenas usam variáveis económicas.

Mais recentemente outros autores recorreram a métodos utilizando a inteligência artificial, como as redes neuronais que consiste num conjunto de nós interligados entre si, esta metodologia é inspirada no funcionamento do cérebro humano.

## 2. Metodologia

Neste capítulo será descrita a abordagem utilizada, nomeadamente a amostra e base de dados onde foi recolhida a informação financeira das empresas, o modelo aplicado, bem como as variáveis utilizadas que acompanham a literatura nesta temática.

### 3.1 Amostra

A amostra é composta por dados contabilísticos e financeiros de empresas pertencentes à União Europeia que entraram em processo de insolvência ou em falência durante os anos de 2015, 2014 e 2013, disponíveis na base de dados AMADEUS. Como restrições adicionais foram apenas incluídas empresas com CAE<sup>1</sup> relacionado com o setor da construção civil (CAE 41, 42 e 43). Após esta seleção, ficaram 3.929 empresas falidas, distribuídas por 15 países da UE (da UE'28), conforme tabela 1. Na recolha de empresas ativas foram considerados como critérios pertencer aos mesmos CAE e ter informação financeira disponível de 2011 a 2014, resultando no total de 167.040 empresas ativas.

A maioria dos estudos utiliza uma *paired sample*, ou seja o grupo das empresas falidas contém o mesmo número de empresas que o das empresas saudáveis. Zhou (2013) defende que o rácio das empresas falidas vs empresas saudáveis é de 1 para 100 ou mesmo de 1 para 1000, pelo que é necessário ter em atenção a utilização de *paired sample* em modelos de previsão de falências. Assim sendo, optamos por não definir uma amostra com o mesmo número de empresas para os dois grupos: saudáveis e falidas.

---

<sup>1</sup> CAE: código da Classificação Portuguesa das Atividades Económicas das pessoas coletivas e entidades equiparadas.

**Tabela 1 – Amostra**  
**Número de empresas por país nos CAE 41, 42 e 43**

<b>País</b>	<b>CODE</b>	<b>Total Empresas Falidas</b>	<b>Total Empresas Ativas</b>
Belgium	BE	9	5.459
Croatia	HR	171	1.335
Czech Republic	CZ	92	3.908
Finland	FI	119	3.414
France	FR	666	31.633
Germany	DE	612	30.098
Ireland	IE	1	868
Italy	IT	1.071	37.134
Latvia	LV	32	1.148
Lithuania	LT	24	905
Netherlands	NL	15	5.137
Portugal	PT	332	4.622
Slovakia	SK	1	1.823
Spain	ES	650	21.984
United Kingdom	GB	134	17.572
<b>Total</b>		<b>3.929</b>	<b>167.040</b>

De acordo com Adnan Aziz, M.(2013), cerca de 42% dos estudos relativos à previsão de falência de empresas usam uma amostra com menos de 100 empresas, como se pode ver no anexo 1. Assim torna-se pertinente a utilização de uma amostra com uma dimensão mais considerável, construindo um modelo mais abrangente e robusto.

### **3.2. Variáveis**

De acordo com a literatura, a probabilidade de falência de uma empresa pode ser definida através dos seus rácios económico-financeiros. As variáveis utilizadas variam de estudo para estudo, Bellovary et al. (2007) listam 42 fatores diferentes que foram considerados em um ou mais estudos. Deste modo iremos selecionar rácios económico-financeiros para constituir as variáveis explicativas da probabilidade de falência das empresas.



As variáveis independentes serão selecionadas com base na bibliografia, distribuídas pelas categorias de endividamento, liquidez, rentabilidade, cobertura e rácios de atividade, conforme o Tabela 2. No modelo Logit as variáveis serão selecionadas com base na aplicação do método *forward* de forma a determinar qual o conjunto de variáveis com maior poder discriminatório.

**Tabela 2 - Variáveis a testar**

<b>Categoria</b>	<b>Sinal esperado</b>	<b>Rácio</b>
Endividamento	+	Dívida de curto prazo/Capital Próprio
		Capital Próprio/Passivo Total
		Passivo Total/Ativo Total
		Passivo Total/Capital Próprio
Cobertura	-	EBITDA/Despesas com juros
		Resultados transitados/ Ativo Total
		Ativo Corrente/ Passivo Corrente
Liquidez	-	EBIT/ Despesas com juros
		Disponibilidades/Ativo Total
		Fundo de Maneio/Ativo Total
		Ativo Corrente/Ativo Total
Alavancagem	-	Passivo Corrente/ Passivo total
		Disponibilidades/ Passivo Corrente
Rentabilidade	-	Capital Próprio/ Ativo Total
		EBIT/Ativo Total
		EBIT/Passivo Total
		EBITDA/ Ativo Total
		EBITDA/ Número de colaboradores
		Resultados transitados/Ativo Total
		EBIT/ Volume de negócios
Resultado líquido/Ativo Total		
Atividade	-	Resultado Líquido/ Capital Próprio
		Volume de negócios/Ativo total
		Volume de negócios/Ativo Corrente
		Ativo Corrente/ Volume de Negócios
		Cientes/ Passivo Total
		EBITDA / Juros suportados
Internacionalização	-	Vendas/ Ativo Total
		Contas a pagar/ Volume de Negócios
		Exportação/vendas

### 3.3. Modelos quantitativos: Logit

Os modelos mais utilizados na previsão de falências são a Análise Discriminante Múltipla e o Modelo Logit.

#### 3.3.1 Análise Discriminante Múltipla

A Análise Discriminante Múltipla surgiu como forma de ultrapassar os problemas da utilização das variáveis isoladamente. O primeiro estudo a aplicar análise discriminante foi o de Altman (1968) que utilizou a combinação linear de cinco variáveis discriminantes para prever a falência de empresas, resultando no modelo Z-Score:

*A função generalizada:  $Z = W_1X_1 + W_2X_2 + W_3X_3 + \dots + W_nX_n$*

*Em que: Z= score discriminante;  $W_i$ = coeficiente discriminante da variável  $i$ ;  $X_i$ = variável independente  $i$ .*

A MDA tem como pressupostos a distribuição normal das variáveis independentes e a homogeneidade das matrizes de variância e covariância para todos os grupos, neste caso para o grupo das empresas falidas e para o grupo das empresas saudáveis. O não cumprimento deste pressuposto pode gerar problemas de homocedasticidade, afetando a capacidade dos testes de significância e intervalos de confiança.

#### 3.3.2 Modelo Logit

A regressão logística, também conhecida por modelo Logit, consiste numa técnica estatística que usa a probabilidade condicionada, em que a variável dependente (Y) é qualitativa, do tipo dicotômico ou binário, ou seja, por definição assume o valor de 0 ou de 1. As variáveis independentes consistem em rácios

económico-financeiros das empresas em análise. A função traduz-se na seguinte expressão:

$$Y_i^* = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i = X_i \beta + u_i$$

Sendo  $X$  e  $\beta$ , respetivamente, vetor de variáveis e o vetor de coeficientes.

A regra de determinação de  $Y$  em função de  $Y^*$  é:

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{se } Y_i^* > 0 \\ 0, & \text{se } Y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

Sendo, a probabilidade de falir ( $Y=1$ ) ou a não falir ( $Y=0$ ) determinada através de uma função de distribuição Logística determinada por:

$$Prob(Y_i = 1) = Prob(Y_i^* > 0) = F(X_i \beta) = \frac{1}{1 + e^{-X_i \beta}}$$

$$Prob(Y_i = 0) = Prob(Y_i^* \leq 0) = 1 - F(X_i \beta) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-X_i \beta}}$$

A variável dependente assume o valor de um ( $Y_i=1$ ) quando a empresa é insolvente e o valor zero ( $Y_i=0$ ) quando está em atividade. Neste modelo pode ser incluída informação não financeira, uma vez que o modelo permite a inclusão de variáveis qualitativas e quantitativas.

Uma vantagem da utilização deste modelo, em detrimento da utilização dos modelos da Análise discriminante, é a possibilidade de ser aplicado a amostras desproporcionais. Além disso, este modelo não está restrito às condições impostas pela MDA, nomeadamente a obrigatoriedade das variáveis independentes seguirem uma distribuição normal e as matrizes de variância e covariância serem homogéneas em todos os grupos.

Desta forma, consideramos a regressão logística robusta e a mais adequada para utilizar no presente estudo. Além disso, para evitar a ocorrência de heterocedasticidade utilizou-se na estimação de todos os modelos o processo de correção de Huber-White.

### 3.4. Hipóteses

Com esta análise pretende-se determinar se existem características diferentes entre o grupo de empresas falidas e o grupo de empresas não falidas e verificar qual é a combinação linear das variáveis independentes que tem mais poder discriminatório de separação entre os grupos. Para tal, pode ser utilizado o processo de estimação *stepwise* de forma a identificar as variáveis que contribuem para o aumento da capacidade de discriminação. A discriminação dos grupos é feita através do *cut-off point*, este valor indica quando uma empresa passa a ser considerada no grupo das empresas não falidas.

Após aplicarmos o modelo Logit, com o estado de falência (1=falência e 0 = não falência), espera-se que uma melhoria nos rácios de liquidez, atividade e cobertura, conduzam a uma menor probabilidade da empresa falir (sinal negativo). Por outro lado, aumentos nos rácios indicadores de endividamento e nos custos de estrutura aumentam a probabilidade de uma empresa falir (sinal positivo).

Neste sentido, colocam-se as seguintes hipóteses de investigação:

*H1: Os rácios de liquidez estão inversamente relacionados com a probabilidade de falência.*

*H2: Os rácios de cobertura estão inversamente relacionados com a probabilidade de falência.*

*H3: Os rácios de atividade estão inversamente relacionados com a probabilidade de falência.*

*H4: A especificidade do país influencia a determinação da probabilidade de falência.*

## 4. Resultados

Neste capítulo iremos apresentar as estatísticas descritivas para as variáveis testadas, o processo de seleção das variáveis a incluir no modelo final, os testes das hipóteses H1, H2, H3 e H4 e a interpretação dos resultados obtidos. Para alcançar este objetivo, realizamos um modelo de estimação com um desfasamento temporal de dois períodos para o setor da construção civil na UE. O *software* utilizado para realizar todas as estimações e testes estatísticos foi o EVIEWS 8.

### 4.1 Análise das estatísticas descritivas

A amostra utilizada é composta por dois grupos de empresas: empresas falidas e empresas saudáveis. Assim, é expectável que os grupos tenham características diferentes. De modo a determinar essas diferenças, apresentamos na tabela 3 as estatísticas descritivas para as variáveis incluídas no modelo.

<b>Tabela 3</b>					
<b>Estatísticas descritivas das variáveis explicativas</b>					
<i>Painel A - Empresas Falidas</i>					
	LOG(EMPL)	TURN/TOAS	WKCP/TOAS	SHFD/(NCLI+ONCL+ CULI+OCLI)	EBIT/INTE
Média	2.649814	1.648614	0.304620	-0.027779	-507.8173
Mediana	2.772589	1.365809	0.287890	-0.066598	-10.06512
Máximo	7.370860	24.86488	1.000000	2.389050	546.8695
Mínimo	0.000000	0.000000	-1.329186	-0.557782	-92656.00
Desvio Padrão	1.241898	2.219700	0.406821	0.330730	6078.163
Observações	2756	251	284	269	235
<i>Painel A - Empresas Saudáveis</i>					
	LOG(EMPL)	TURN/TOAS	WKCP/TOAS	SHFD/(NCLI+ONCL+ CULI+OCLI)	EBIT/INTE
Média	2.537321	13.28041	0.317801	8.939537	-839.9784
Mediana	2.708050	1.266421	0.298781	0.231961	2.454533
Máximo	11.13716	4221638.	304.0000	580801.4	70957510
Mínimo	0.000000	-3.607769	-6750.291	-193.5000	-3.43E+08
Desvio Padrão	1.300816	6930.092	10.62056	1549.720	704288.3
Observações	576595	371186	438430	406583	314100

É expectável que o grupo de empresas saudáveis detenha uma situação económico-financeira mais estável e robusta que o grupo de empresas falida. Deste modo, é expectável que apresente maiores níveis de liquidez e rendibilidade, tal como verificamos para a variável (Ativo Corrente-Passivo Corrente)/ Ativo total (WKCP/TOAS) em que a média do grupo de empresas saudáveis é superior à média do grupo de empresas falidas. Também a média da variável Vendas/ Ativo Total (TURN/TOAS) apresenta valores superiores no grupo das empresas saudáveis, mostrando mais uma vez que existem diferenças entre os dois grupos.

#### **4.2. Aplicação do modelo**

Tal como descrito no capítulo da metodologia, as variáveis seleccionadas pertencem às seguintes categorias financeiras: rentabilidade, liquidez, endividamento, atividade e cobertura. O processo de determinação das variáveis a utilizar iniciou-se com o teste da significância de cada variáveis individualmente, incluindo no modelo final variáveis de categorias financeira enumeradas anteriormente. Além disso, utilizamos também o logaritmo do número de empregados, como uma variável de controlo de dimensão da empresa.

Na constituição do modelo de previsão com o desfasamento temporal de dois anos, foram utilizadas 3.929 empresas falidas e 167.040 empresas saudáveis, de 15 países da UE.

Conforme apresentado na Tabela 4, verificamos que todas as variáveis analisadas são estatisticamente significativas ao nível de significância de 1%, com exceção da variável (Ativo Corrente-Passivo Corrente)/ Ativo total, que é estatisticamente significativa ao nível de significância de 5%. O teste LR (Rácio de verosimilhança) permite-nos também dizer que o modelo é globalmente estatisticamente significativo a 5% (e a 1%).

**Tabela 4**  
**Resultados do Modelo**

Dependent Variable: YFAL(2)

Method: ML Binary Logit (Quadratic hill climbing)

Sample: 2011 2015 IF EMPL>0 AND TOAS<>0 AND INTE<>0 AND  
(NCLI+ONCL+CULI+OCLI)<>0

Included observations: 180566

Convergence achieved after 10 iterations

QML (Huber/White) standard errors & covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	Z-Statistic	Prob.
C	-4.298592*	0.078548	-54.72546	0.0000
LOG (EMPL)	0.152755*	0.020499	7.451882	0.0000
TURN/TOAS	-0.158800*	0.030293	-5.242122	0.0000
WKCP/TOAS	-0.179214**	0.079056	-2.266922	0.0234
SHFD/(NCLI+ONCL+CULI+OCLI)	-2.518830*	0.538684	-4.675898	0.0000
EBIT/INTE	-5.27E-08*	1.28E-08	-4.117483	0.0000
McFadden R-squared	0.050387	Mean dependent var		0.008440
S.D. dependent var	0.091482	S.E. of regression		0.091152
Akaike info criterion	0.092566	Sum squared resid		1500.228
Schwarz criterion	0.092902	Log likelihood		-8351.164
Hannan-Quinn criter.	0.092666	Restr. Deviance		17588.56
Restr.log likelihood	-8794.281	LR statistic		886.2348
Avg. Log likelihood	-0.046250	Prob (LR statistic)		0.00000
Obs with Dep=0	179042	Total obs		180566
Obs with Dep=1	1542			

As variáveis identificadas com \* são estatisticamente significativas com nível de significância de 1%; com \*\* são estatisticamente significativas com nível de significância de 5%; com \*\*\* são estatisticamente significativas com nível de significância de 10%.

No que respeita ao sinal dos coeficientes, verificamos que existem algumas incoerências face aos sinais esperados. Embora esperássemos um sinal positivo para o coeficiente do rácio do endividamento: Capital Próprio/Passivo Total (SHFD/(NCLI+ONCL+CULI+OCLI)), este apresenta um coeficiente com sinal negativo. Os restantes coeficientes, tal como esperado, acompanham a literatura: os rácios de liquidez e atividade estão negativamente relacionados com probabilidade de falência. Neste sentido, validamos as hipóteses H1, H2 e H3, pois o rácio de liquidez [(Ativo Corrente-Passivo Corrente)/Ativo total], o rácio de cobertura

(EBIT/despesas com juros) e o rácio de atividade (Vendas/Ativo Total) apresentam coeficientes estatisticamente significativos e diferentes de zero.

### **4.3 Estimação do Modelo de Previsão por país**

A amostra utilizada para estimação do modelo é composta por empresas de 15 países pertencentes à UE e à zona EURO (com exceção da GB, HR e CZ). Deste modo, torna-se pertinente perceber se a capacidade preditiva do mesmo tem ou não resultados iguais em cada um dos países. Neste sentido, realizamos uma estimação complementar, com a introdução de variáveis dummies dos países na especificação, de forma a perceber se existe algum efeito diferenciador de país para país. Uma vez que os dados de empresas falidas referentes aos países IE e SK eram bastantes reduzidos, estes países foram excluídos desta estimação.

Ao modelo final estimado acrescentamos a dummy por país, considerando as observações de todos os países, conforme apresentado na tabela 5. Os países a testar individualmente o modelo foram PT, ES, IT, países do sul da europa, que atravessaram uma elevada crise económica no período analisado. Para testar a hipótese H4, escolhemos também a Alemanha que se destacou durante o período de crise por toda a europa, se conseguiu manter estável nos mercados financeiros. Através da análise da tabela 5, podemos concluir que existe um efeito estrutural específico de cada país, pois existem diferenças na constante do coeficiente dummy do país.



**Tabela 5**

**Efeito estrutural específico do país (captado por uma constante através de uma variável dummy)**

Variable	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.
C	-4.322991*	0.0000	-4.463168*	0.0000	-3.906454*	0.0000	-4.286885*	0.0000	-4.315466*	0.0000
LOG (EMPL)	0.134927*	0.0000	0.166849*	0.0000	0.127752*	0.0000	0.149391*	0.0000	0.162476*	0.0000
TURN/TOAS	-0.138939*	0.0000	-0.128497*	0.0000	-0.223920*	0.0000	-0.167252*	0.0000	-0.126313*	0.0000
WKCP/TOAS	-0.267994*	0.0006	-0.213665*	0.0052	-0.222751*	0.0040	-0.194592**	0.0161	-0.177407**	0.0215
SHFD/(NCLI+ONCL+CULI+OCLI)	-2.556211*	0.0000	-2.565420*	0.0000	-2.617659*	0.0000	-2.506926*	0.0000	-2.434464*	0.0000
EBIT/INTE	-5.36E-08*	0.0000	-5.15E-08*	0.0005	-5.09E-08*	0.0045	-5.24E-08*	0.0000	-5.08E-08*	0.0001
DUMMY PAÍS	1.167462*	0.0000	0.562036*	0.0000	-0.533429*	0.0000	0.134402	0.1819	0.444057*	0.0000
PAÍS	PT		ES		IT		DE		FR	
McFadden R-squared	0.058990		0.054562		0.055492		0.050498		0.052103	
S.D. dependent var	0.91482		0.091482		0.091482		0.091482		0.091482	
Akaike info criterion	0.091739		0.092171		0.092080		0.092567		0.092410	
Schwarz criterion	0.092131		0.092562		0.092472		0.092958		0.092802	
Hannan-Quinn criter.	0.091855		0.092287		0.092196		0.092682		0.092526	
Log likelihood	-8.275.510		-8.314.448		-83.066.270		-8.350.191		-8.336.076	
Prob (LR statistic)	0.000000		0.000000		0.000000		0.000000		0.000000	
N° OBS.	180566		180566		180566		180566		180566	

As variáveis identificadas com \* são estatisticamente significativas com nível de significância de 1%; com \*\* são estatisticamente significativas com nível de significância de 5%; com \*\*\* são estatisticamente significativas com nível de significância de 10%.

**Tabela 6**  
**Aplicação do modelo a cada país**

Variable	PT		ES		IT		DE		FR	
	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.
C	-2.739095*	0.0000	-4.403911*	0.0000	-4.246696*	0.0000	-3.618480***	0.0000	-5.162978*	0.0000
LOG (EMPL)	0.124312**	0.0462	0.314875*	0.0000	0.224626*	0.0000	-0.056935	0.5146	0.023947	0.6000
TURN/TOAS	-0.165535***	0.0727	-0.328071*	0.0000	-0.169598**	0.0206	-0.057080	0.3082	0.097372**	0.0744
WKCP/TOAS	-0.782839*	0.0024	0.188580	0.2778	-0.488975*	0.0004	-0.718536**	0.0118	1.517188*	0.0000
SHFD/(NCLI+ONCL+CULI+OCLI)	-3.368074*	0.0000	-1.890834*	0.0000	-8.992592*	0.0000	-1.652249*	0.0004	-3.483042*	0.0000
EBIT/INTE	-9.61E-07	0.5718	-2.80E-08	0.1035	2.59E-06**	0.0101	-2.02E-07	0.4580	-1.65E-06**	0.0134
McFadden R-squared	0.103229		0.082255		0.110908		0.020520		0.072701	
Akaike info criterion	0.196996		0.102382		0.081921		0.116841		0.057265	
Schwarz criterion	0.202437		0.103786		0.082727		0.120334		0.058693	
Hannan-Quinn criter.	0.198862		0.102828		0.082170		0.118009		0.057719	
Log likelihood	-748.0994		-1853.146		-2778.183		-742.4276		-1014.808	
Prob (LR statistic)	0.000000		0.000000		0.000000		0.000009		0.000000	
Obs With Dep=0	7481		35958		67437		12674		35479	
Obs With Dep=1	175		360		535		137		173	
Number obs.	7656		36318		67972		12811		35652	

As variáveis identificadas com \* são estatisticamente significativas com nível de significância de 1%; com \*\* são estatisticamente significativas com nível de significância de 5%; com \*\*\* são estatisticamente significativas com nível de significância de 10%.

Na tabela 6 apresentamos uma comparação da estimação do modelo final aplicado a cada país. Mais uma vez verificámos que existem diferenças entre algumas variáveis, como o rácio de atividade que apresenta coeficientes com sinais contrários para França. Além disso, verificámos que a significância do modelo também é afetada. Desta forma, concluímos que a especificidade de cada país influencia a determinação da probabilidade de falência, confirmando a hipótese H4, os desempenhos dos rácios financeiros alteram-se de país para país, contudo o modelo construído pode ser aplicado aos países do sul da Europa de igual modo, mas não é estatisticamente significativo quando aplicado à Alemanha.

## Conclusão

A instabilidade política e económica em toda a Europa e no Mundo expôs a fragilidade e complexidade do sistema financeiro. A crise económica fez disparar o número de desempregados e o número de empresas falidas, empresas que não conseguiram aguentar os custos e dívidas. Estas dívidas incobráveis quer perante particulares, quer perante outras empresas e/ ou bancos contribuíram para a progressiva e exponencial amplificação das consequências negativas da crise. O conhecimento prévio e adequado da saúde financeira da empresa pode ser determinante na adoção de medidas de gestão eficientes, de forma a inverter a situação débil da empresa. Além disso, esta informação é bastante relevante no processo de tomada de decisão de todos os *stakeholders*.

A amostra foi construída com dados contabilísticos de empresas pertencentes a 15 países da UE, retirados da base de dados AMADEUS. Inicialmente foram recolhidos dados de empresas falidas durante o período de 2013 a 2015 e que tivessem disponível dados financeiros para dois períodos antes deste estado. Outro critério aplicado foi a obrigatoriedade de pertencerem ao CAE da construção civil (41, 42 e 43), uma vez que este setor tem sofrido bastante com a crise económica dos últimos anos. Após esta delimitação ficaram 3.929 empresas falidas. De seguida recolhemos empresas ativas, para o mesmo setor de atividade e para os mesmos países das falidas, o que resultou num total de 167.040 empresas saudáveis. A esta amostra aplicamos o modelo Logit, utilizando rácios económico-financeiros.

Para cada grupo da amostra fizemos uma análise às estatísticas descritivas, que nos permitiu concluir que os dois grupos possuem características distintas, como seria de esperar, de acordo com a literatura. Os valores mais díspares dizem respeito às médias de liquidez e rentabilidade que são superiores no grupo das empresas saudáveis, tal como expectável.

A aplicação do modelo Logit às variáveis Capital Próprio/Passivo Total; EBIT/despesas com juros; (Ativo Corrente-Passivo Corrente)/Ativo total; Vendas/Ativo Total, revela que o modelo globalmente é estatisticamente significativo a 5% (e a 1%), enquadrando-se na literatura, demonstrando mais uma vez que os rácios

económicos são bons indicadores do estado da empresa. Além disso, outra conclusão importante é que uma análise cuidada destes rácios regularmente pode antecipar possíveis problemas financeiros da empresa.

Este estudo difere dos anteriores, por aplicar o mesmo modelo de previsão de falência de empresas a vários países, provando que o contexto económico e social diferenciador de cada país tem implicações na forma como devem ser analisados os rácios económicos. As principais limitações deste estudo advêm da não utilização de variáveis macroeconómicas como explicativas do modelo, na aplicação aos diferentes países da amostra.

Como perspetivas para investigações futuras, sugiro que se faça uma análise em outro setor, de forma a poder alcançar mais países. Além disso deverão ser aprofundados as diferenças na aplicação dos modelos de previsão de falências de país para país, introduzindo variáveis macroeconómicas de cada país.

## **Bibliografia**

Adnan Aziz, M.(2013). “Predicting Corporate Bankruptcy: Whither do We Stand?” Department of Economics, Loughborough University, UK

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

Altman, E. I. (1993), *Corporate Financial Distress and Bankruptcy – A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*, 3<sup>rd</sup> Edition, John Wiley & Finance Inc, New York.

Altman, E.I.; Sabato, G., (2007). “Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus*”, 43(3), pp.332–357.

Aziz Adnan M. e Humayon A. Dar. (2006), “Predicting Corporate Bankruptcy: Whither do We Stand?” *The International Journal of Effective Board Performance*, Vol.6, pp. 18-33.

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

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.

Bonfim, D. (2007). “Credit Risk Drivers: Evaluating the Contribution of Firm Level Information and of Macroeconomic Dynamics”. *Working Paper 7*, Banco de Portugal.

Charitou, Andreas; Neophytou, Evi; Charalambous; Chris (2004); “Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK”; *European Accounting Review*, Vol. 13, No. 3, 465–497

Han, Chulwoo, Kang, Hyeongmook, Kim, Gamin e Yi, Joseph (2011), "Logit Regression Based Bankruptcy Prediction of Korean Firms", *Asia-Pacific Journal of Risk and Insurance*. Vol. 7, Issue 1.

Hair, J. F.et. al. (2009), "Multivariate Data Análisis, 5th ed. Prentice Hall.

Neves, J., & Vieira, A. (2006). "Improving Bankruptcy Prediction with Hidden Layer Learning Vector Quantization". *European Accounting Review*, 15, No. 2, 253–271.

Ohlson, J. A. (1980). "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy". *Journal of Accounting Research*, 18, No. 1, 109-131.

Ohlson, J. A. (1985). "Why Companies Fail: Strategies for Detecting Avoiding and Profiting from Bankruptcy". Lexington Books, Massachusetts.

Shumway, T. (2001). "Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model". *The Journal of Business*, 74, No. 1, 101-124.

Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). "A comparison of alternative bankruptcy prediction models". *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6, 34-45

Zhou, Ligang (2013). "Performance of corporate bankruptcy prediction models on imbalanced dataset: The effect of sampling methods" *Knowledge-Based Systems*, pp. 16–25.