

**A QUALIDADE DA INFORMAÇÃO FINANCEIRA COMO INDICADOR DA  
PROBABILIDADE DE FALÊNCIA DA EMPRESA**

**Ana Lisa Rodrigues Diegues**

ARRC/ Caixa de Crédito Agrícola Mútuo do Alto Douro

**Jorge Manuel Afonso Alves**

UNIAG/OBEGEF/ Escola Superior de Tecnologia e Gestão  
Instituto Politécnico de Bragança

**Área temática:** a) Informação financeira e normalização contabilística

**Palavras-chave:** falência, manipulação de resultados, *accruals*, qualidade da informação financeira

**“Este trabalho é financiado por Fundos Nacionais através da Fundação para a Ciência e a Tecnologia no âmbito do projeto UID/GES/04752/2016.”**

# A QUALIDADE DA INFORMAÇÃO FINANCEIRA COMO INDICADOR DA PROBABILIDADE DE FALÊNCIA DA EMPRESA

## Resumo

O objetivo central desta investigação é compreender, através de um modelo de probabilidade de falência empresarial, em que medida a Qualidade da Informação Financeira (QIF) pode ser um indicador útil na previsão de falência das empresas. Para tal, foi aplicado um modelo de regressão *Logit* a uma amostra composta por 11.173 empresas portuguesas, das quais 214 faliram em 2015. A QIF foi medida de acordo com o Modelo de Jones (1991) pela via dos *accruals* discricionários ou anormais. As hipóteses de investigação, fundamentadas na literatura, pretendiam comprovar que as empresas melhoram a QIF no ano anterior à falência (H1) e que apresentam baixa QIF nos dois a quatro anos precedentes à falência (H2). Os resultados obtidos pela estimação do modelo vão de encontro ao que se previa com as hipóteses de investigação estabelecidas. Concluiu-se, para um nível de significância de 5%, que as empresas falidas melhoram a QIF no ano anterior à falência e que efetivamente apresentam demonstrações financeiras de baixa qualidade nos dois a quatro anos anteriores à falência.

**Palavras-chave:** qualidade da informação financeira, *accruals*, modelo de Jones (1991), probabilidade de falência, modelo *Logit*

## Resumen

El objetivo de esta investigación es a través de un modelo de probabilidad de quiebra de negocios, encontrar si la Calidad de Información Financiera puede ser un indicador útil en la predicción de quiebra corporativa. Para ello, se aplicó un modelo de regresión a la muestra compuesta por 11.173 empresas portuguesas, las cuales 214 se declararon en quiebra en 2015. El Calidad de Información Financiera se midió de acuerdo con el Modelo Jones (1991) a través de *accruals* discrecionales. Las hipótesis de investigación, basadas en la literatura, pretenden demostrar que las empresas mejoran un QIF en el año anterior a la quiebra (H1) y reducen el QIF de dos a cuatro años antes de la quiebra (H2). Los resultados obtenidos por la estimación del modelo fueron de acuerdo con las hipótesis de investigación establecidas. Se concluyó a un nivel de significación del 5% que las empresas en quiebra mejoran un QIF en el año previo a la quiebra y que efectivamente muestra estados financieros de baja calidad en los dos a cuatro años anteriores a la quiebra.

**Palabras-clave:** La calidad de la información financiera, los devengos, el modelo de Jones (1991), la probabilidad de falencia, el modelo *Logit*

## INTRODUÇÃO

O presente estudo pretende, à semelhança de outros trabalhos científicos, construir um modelo econométrico que estime a probabilidade de determinada empresa falir. Neste contexto, desenvolveu-se um modelo de previsão de falência a 1 ano e 2 a 4 anos antes da sua ocorrência, composto por um conjunto de variáveis explicativas das quais se destaca, como variável principal, a Qualidade da Informação Financeira (QIF). Sumarizando, é possível apontar os seguintes aspetos como principais objetivos a alcançar: (a) aplicar um método que permita aferir a QIF das empresas, e (b) perceber em que medida é que esta pode ser tomada como um fator útil na previsão da falência das empresas.

De acordo com a generalidade da literatura consultada, optou-se pela medição da QIF pela via dos *accruals* anormais ou discricionários, conforme o Modelo de Jones (1991). Assim, usando os *accruals* anormais como *proxy* da QIF, foi aplicado o modelo de regressão linear, original de Jones (1991), cujas variáveis explicativas representam os fatores determinantes dos *accruals* normais e os resíduos representam os *accruals* anormais. A informação utilizada teve suporte em dados reais de empresas portuguesas, recolhidos através da base de dados *Bureau van Dijk- Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (SABI)*, e abrangendo empresas disponíveis nesta base de dados com ativo superior a um milhão de euros. Após os vários ajustamentos, a amostra final do modelo é composta por 11.173 empresas, nas quais se incluem 214 empresas falidas ou em processo de insolvência no ano de 2015.

A estimação do modelo de probabilidade de falência empresarial foi conseguida pela aplicação da técnica de análise de regressão *Logit*, a mais indicada quando a variável dependente tem carácter dicotómico (Hosmer & Lemeshow, 2000). Através da estimação executada, com recurso ao *software* de análise estatística *IBM SPSS Statistics*, concluiu-se que: (a) o modelo é estatisticamente significativo na previsão da probabilidade de falência a 1 ano e 2 a 4 anos antes da sua ocorrência, e que (b) a QIF pode ser utilizada como variável explicativa da probabilidade de falência empresarial. Em relação a esta variável em particular, os resultados obtidos vão exatamente ao encontro daquilo que seria expectável.

Comprovou-se que a QIF é um indicador estatisticamente significativo, para um nível de significância de 5%, na previsão da falência empresarial, sendo que, por um lado, 1 ano antes da falência, esta influência positivamente a probabilidade de falência empresarial. À semelhança do já identificado por Rosner (2003), Leach e Newsom (2007) e Charitou *et al.* (2007), no ano anterior à falência as empresas melhoram a QIF apresentada de modo a espelharem a real situação da empresa e fazendo com que, quanto

melhor a QIF maior a probabilidade de falência. Por outro lado, 2 a 4 anos antes, a QIF das empresa falidas é débil comprovando-se que, quanto menor a QIF maior a probabilidade de falência da empresa. No cômputo geral, apesar de todas as limitações que este modelo possa comportar, pretende-se, com a inclusão da variável QIF num modelo de previsão de falência, alertar os principais utilizadores das demonstrações financeiras para a sua avaliação e a medida em que, uma cuidada análise sobre este indicador, pode antecipar a existência de uma realidade interna diferente da apresentada.

No que concerne à estrutura do presente estudo, este encontra-se organizado como se segue: exposta a Introdução, apresenta-se o enquadramento teórico, subdivido em vários temas considerados relevantes no estudo da problemática em investigação; segue-se a metodologia que inicia com a conceptualização, abordando também os modelos estatísticos utilizados, o modelo de análise e a construção da amostra; posteriormente, apresentam-se os resultados obtidos, nos quais se incluem a caracterização da amostra, estatísticas descritivas, a estimação e validação do modelo; por último expõem-se as conclusões, limitações e sugestões para estudos futuros.

## **1. ENQUADRAMENTO TEÓRICO**

### **1.1. A Previsão de Falência e a Qualidade da Informação Financeira**

Rosner (2003) analisou no seu estudo 293 empresas falidas e concluiu que, anos antes da falência, as empresas não indicavam estar com dificuldades financeiras, pelo contrário, revelavam um aumento dos resultados gerados. Na mesma linha de conclusões surgem Leach e Newsom (2007), num estudo com 419 empresas falidas onde provam que as empresas manipulam os seus resultados antes de serem decretadas falidas. De acordo com os resultados dos autores, cinco anos antes da falência as empresas manipulam as suas demonstrações financeiras de modo a espelharem um desempenho bastante acima do real. Para captar estes movimentos Leach e Newsom (2007) focam-se nos *accruals* discricionários correntes e afirmam que este valor, quando positivo, está associado a manipulação de resultados, ou seja, a uma inferior QIF. Além disso Leach e Newsom (2007) afirmam ainda que este comportamento é revertido nos dois anos anteriores à constituição da falência.

Charitou, Lambertides e Trigeorgis (2007) partem de uma amostra com 859 empresas falidas e testam a influência da opinião do auditor na presença ou não de manipulação de resultados, bem como, da participação institucional. Na sua investigação os autores concluem que a opinião do auditor faz com que o gestor seja mais conservador nas suas escolhas de reporte financeiro e que empresas com baixa participação institucional têm mais tendência para manipular os resultados em baixa. Num outro trabalho os mesmos autores, Charitou *et al.* (2007), reiteram as conclusões de Rosner (2003) ao detetarem a presença de manipulação de resultados em baixa um ano antes da falência e manipulação de resultados favorecedora nos cinco anos anteriores. Neste estudo os autores verificaram ainda que as empresas às quais tinha sido emitido um parecer positivo do auditor nos cinco anos anteriores à falência revelavam um maior nível de manipulação dos resultados em sentido ascendente.

Numa outra perspetiva Lara, Osma, e Neophytou (2009) distinguem dois aspetos da manipulação de resultados: (a) manipulação contabilística, e (b) manipulação da atividade. Relativamente ao primeiro trata-se da manipulação de resultados já definida e

medida através dos *Accruals* Discricionários (DAC). O segundo, por sua vez, prende-se com as escolhas diárias da atividade da empresa e que interferem diretamente no negócio e nos seus *cash-flows* (Campa e Camacho-Miñamo, 2015). De acordo com os autores, na literatura encontram-se vários exemplos desta prática, nomeadamente através da: (a) redução da despesa com pesquisa e desenvolvimento, (b) alteração do volume de produção, (c) reduzindo os gastos com publicidade, (d) aumentando as vendas através de descontos e condições de crédito favoráveis aos clientes e ainda (e) pela alienação de ativos não correntes (e.g., Dechow & Sloan, 1991; Perry & Grinaker, 1994; Cohen, Mashruwala & Zach, 2010; Roychowdhury, 2006; Herrmann, Inoue & Thomas, 2003).

Na literatura é feita clara referência à utilização de ambos os tipos de manipulação, mas existe especial incidência da manipulação da real atividade quando existe uma forte probabilidade de a empresa se tornar insolvente (e.g., Lara, Osma, e Neophytou, 2009 & Campa e Camacho-Miñamo, 2015). Este comportamento, segundo Lara, Osma, e Neophytou (2009), começa quatro anos antes da falência e torna-se perceptível no ano antes da sua ocorrência. Campa e Camacho-Miñamo (2015) corroboram esta opinião, no seu estudo os autores conseguem comprovar que as organizações em dificuldades financeiras revelam tendência para manipular os resultados contabilísticos em alta e através da manipulação das transações reais.

Perez e Hemmen (2010) exploram a questão da falência sobre um outro ponto de vista – a relação entre a contratação de dívida, a diversificação e a manipulação dos resultados. Utilizando os DAC como *proxy* da manipulação de resultados, os autores defendem que as empresas com mais diversificação tornam-se mais complexas e apresentam informação financeira mais assimétrica. De facto, concluem que, na ausência de diversificação, a presença da dívida impulsiona a manipulação de resultados. Isto porque as empresas menos diversificadas são mais fáceis de monitorizar pelos credores existindo por isso a tendência ao favorecimento da realidade (Perez & Hemmen, 2010).

No seu trabalho de revisão de literatura sobre a manipulação de resultados nos anos anteriores à falência, Dutzi e Rausch (2016) concluem pela diversidade de resultados em relação à direção da QIF nos anos anteriores à falência. Considerando o exposto nos parágrafos anteriores é notória essa mesma multiplicidade que, contudo, destaca um fator comum: uma melhoria da QIF, expressa pela redução dos *accruals* discricionários, no ano imediatamente precedente à falência. É com base nesta conclusão que se estabelece como primeira hipótese de investigação a seguinte:

**H1** - No ano anterior à falência das empresas a QIF melhora (e.g., Rosner, 2003; Leach & Newsom, 2007; Charitou *et al.*, 2007).

Além desta, tornou-se evidente ao longo do descrito, que se espera comprovar que a QIF é um fator útil na previsão da falência, anos antes da sua efetivação. Partindo deste pressuposto, estabelece-se mais uma hipótese de investigação:

**H2** - A QIF é débil, ou menor, nos dois a quatro anos antes da falência (e.g., Rosner, 2003; Leach & Newsom, 2007; Charitou et al., 2007).

Na secção seguinte apresenta-se a metodologia que permite testar as hipóteses anteriormente apresentadas.

## **2. METODOLOGIA**

### **2.1. Problemática e Conceptualização**

O objetivo desta investigação passa por perceber em que medida a QIF, em conjunto com outras variáveis, pode ser tomada com um indicador de relevo na previsão da probabilidade de falência das empresas a 1 ano e a 2 a 4 anos antes da sua ocorrência. Neste sentido, estabeleceu-se como problemática, inerente ao estudo, a influência da QIF no âmbito da previsão da falência das empresas, excluindo abordagens como: a influência da QIF na deteção da fraude fiscal; a influência da QIF na ótica das empresas fornecedoras e outros *stakeholders*; a influência da QIF no acesso ao financiamento bancário ou no seu custo.

Do enquadramento teórico realizado extrai-se que a QIF consiste na apresentação de demonstrações financeiras úteis e fidedignas que expressem com exatidão o desempenho operacional atual da empresa, sejam um bom indicador do desempenho operacional futuro e uma medida útil para avaliar o valor da empresa (Dechow & Schrand, 2004). Apesar de esta ser uma característica desejável das demonstrações financeiras, a realidade da empresa e as implicações da exposição dessa realidade, impelem os gestores das empresas a determinadas ações, que se repercutem em resultados contabilísticos

mais favoráveis, mas menos verdadeiros. A literatura compila uma panóplia de metodologias para aferir a QIF, sendo notório o destaque para a sua quantificação pela via dos *accruals* (e.g., Dechow *et al.*, 2010; DeFond, 2010).

À semelhança da QIF, o conceito de falência vem sendo igualmente alvo de estudo ao longo do tempo. Na busca pela sua definição, outros conceitos foram misturados até à atual conceptualização do termo. Altman e Hotchkiss (2006) classificam a falência como a incapacidade da empresa em fazer face aos seus encargos, ou seja, um passivo superior ao ativo que coloca o valor da empresa abaixo de zero. A abordagem ao conceito de falência vem evoluindo também através da legislação, atualmente em Portugal o conceito de insolvência surge com maior destaque no Código da Insolvência e Recuperação de Empresas, caracterizando-se como a impossibilidade de cumprir obrigações vencidas. De acordo com este Código o processo de falência traduz-se na situação limite de irrecuperabilidade da empresa no seguimento do processo de insolvência. Desta forma, a falência é apenas declarada com a extinção da sociedade o que, no âmbito do presente estudo, poderia traduzir-se numa amostra reduzida e menos fiável.

Do exposto, entendeu-se que, genericamente, a chegada ao ponto de insolvência assume já uma atividade condicionada com quebras de confiança dos clientes e dos restantes *stakeholders*. Como o objetivo desta investigação é compreender se a QIF pode ser um bom indicador da previsão de falência, e consubstanciando-se a falência na derradeira incapacidade de continuidade do negócio, optou-se por utilizar como base de análise as empresas que tenham em curso um processo de insolvência. Com esta escolha, não se pretende desconsiderar as empresas que, estando insolventes, podem ainda recuperar a sua estabilidade económica e financeira. No entanto, atentos à morosidade associada à resolução dos processos e à amostra mínima considerada para o objetivo do estudo, julga-se que esta será uma opção viável e válida.

De entre as soluções disponíveis para o alcance do pretendido, optou-se por utilizar o Modelo de Jones (1991) para quantificação da QIF e o um modelo de regressão *Logit* como modelo de análise para a medição da probabilidade de falência. Ambos os modelos, com a respetiva adaptação à sua função, foram sendo reconhecidos ao serem presença constante na investigação empírica destas temáticas (e.g., Ohlson, 1980; Gilbert, *et al.*, 1990; Platt & Platt, 1990; Dechow & Dichev, 2002; Francis *et al.*, 2005; Kothari *et al.* 2005; Hribar & Nichols, 2007; Dechow *et al.*, 2010). Em suma, nesta secção são desenvolvidos os modelos mencionados, que permitirão testar as hipóteses de investigação, e é concebida uma breve descrição da amostra.

## 2.2. Modelo de Jones (1991)

A complexa análise e deteção da manipulação de resultados, já discutida no Enquadramento Teórico, é um dos grandes focos de interesse dos estudiosos da área e dos utilizadores das demonstrações financeiras. Pelas deturpações que impõe, a manipulação dos resultados é assumida como um dos grandes redutores da QIF. As implicações que a baixa QIF traduz são óbvias, porém a sua deteção não é assim tão linear o que tem levado vários autores a desenvolver modelos para a sua mensuração (e.g., Healy, 1985; McNichols & Wilson, 1988; Sweeney, 1994; Holland & Ramsay, 2003). O modelo desenvolvido por Jones (1991) foi o mais impactante. No racional do autor a manipulação de resultados não é completamente ocultável e afetará uma, ou ambas, as componentes do resultado: o *cash flow* e/ou os *accruals*.

O Modelo de Jones (1991) distingue os *accruals* totais (AT) em duas componentes: (a) *accruals* normais (também aludidos como *accruals* não discricionários e NAC), que captam a normal atividade e desempenho da empresa; e (b) *accruals* anormais (também conhecidos como *accruals* discricionários e DAC), que detetam a manipulação de resultados e refletem eventuais erros não intencionais de aplicação do normativo contabilístico. De acordo com Hribar e Nichols (2007) quanto maior o valor absoluto dos *accruals* anormais maior será a presença de manipulação de resultados e, conseqüentemente, menor a qualidade dos resultados. Neste contexto deve lembrar-se que, sempre que ao longo deste texto é feita alusão à presença de manipulação de resultados se subentende a presença de demonstrações financeiras de baixa qualidade. Assim os *accruals* anormais, associados a uma QIF inferior, são obtidos pela [1] e expressão:

$$DAC_{it} = AT_{it} - NAC_{it}$$

Onde *i* representa a empresa e *t* representa o tempo.

A estimação dos *accruals* totais, que dará origem à captura dos DAC, é representada através de um modelo de regressão linear, onde a componente normal é obtida pelos valores ajustados do modelo e a componente anormal pelos seus resíduos (Carmo 2013). Os AT, através do modelo de Jones (1991), são então dados pela seguinte expressão:

$$AT_{i,t} = \alpha + \beta_1 \Delta VN_{i,t} + \beta_2 AFT_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad [2]$$

A variação do VN é introduzida com o intuito de medir o efeito que as alterações no nível de atividade da empresa originam nos *accruals* totais e o nível de ativos fixos tangíveis AFT como forma de controlar o efeito das depreciações nos *accruals* totais (Carmo, 2013).

### 2.3. Modelo de Regressão *Logit*

De acordo com Tucker (1996) o modelo de regressão logística assume largas vantagens face a outros modelos previsionais utilizados para a tomada de decisão em finanças. Essencialmente, a partir da década de 80, o estudo da previsão do fracasso empresarial assistiu a uma gradual substituição da análise discriminante pelos modelos de probabilidade condicionada - *Logit* e *Probit* (Gonçalves, 2011). Neste caso concreto da estimação do fracasso empresarial, a literatura está repleta de trabalhos reconhecidos que utilizam o modelo de regressão *Logit* (Ohlson, 1980).

As vantagens da aplicação do modelo *Logit* em detrimento da análise multivariada ou da análise discriminante, no âmbito da previsão de fracasso empresarial, emergem de factos estatísticos evidentes (Tucker, 1996). A primeira evidência consubstancia-se no próprio objetivo da análise, tratando-se de uma previsão, suportada numa probabilidade de ocorrência, tais modelos revelam uma série de limitações. No caso da análise multivariada os valores estimados não podem ser interpretados como uma probabilidade, uma vez que não são limitados entre 0 e 1. Por sua vez, a análise discriminante múltipla, assenta em pressupostos (distribuição normal multivariada, igualdade de matrizes de covariância e efeitos lineares entre variáveis) que também não permitem a sua aplicação neste contexto (e.g., Tucker, 1996; Carvalho, 2009). Pesa ainda a favor dos modelos de regressão *Logit* a possibilidade de inclusão de variáveis explicativas de carácter qualitativo e quantitativo e a não exigência de probabilidades históricas (Balcaen e Ooghe, 2006).

As regressões são o meio que permite definir as relações de causalidade entre um conjunto de variáveis independentes e uma variável dependente (Rodrigues, 2011). A regressão logística é uma regressão particular do modelo geral de regressão linear<sup>1</sup> que pressupõe a utilização de uma variável dependente dicotómica que apresenta o valor 1 ou 0 conforme a ocorrência se verifique ou não, respetivamente (e.g., Hosmer & Lemeshow, 2000; Carvalho, 2009). A análise de regressão *Logit* identifica os valores dos parâmetros associados a cada uma das variáveis explicativas do modelo através do método da máxima verosimilhança (Carvalho, 2009). Este método estima os coeficientes que maximizam a

---

<sup>1</sup> Aplicando um modelo de regressão linear para estimar a probabilidade de falência as estimativas poderiam surgir inferiores a 0 ou superiores a 1, uma questão que é ultrapassada com a regressão logística (Carvalho, 2009)

probabilidade de ocorrências na variável dependente, garantindo que o valor estará entre 0 e 1 (Johnston & Dinardo, 2001). A equação [3] representa a função de distribuição logística cumulativa, sendo  $Y=1$  a probabilidade de a situação em estudo ocorrer [3] das variáveis que a influenciam.

$$P_i = E(Y = 1|X_i) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

$$Z_i = \beta_0 + \beta_i X_i \quad [4]$$

A equação apresentada em [4] representa a primeira estimação do modelo, mas o seu valor, por si só, não representa qualquer probabilidade. Os coeficientes de  $X_i$  não podem ser analisados diretamente, como num modelo de regressão linear, uma vez que apenas traduzem a influência da variável: positiva ou negativa (Rodrigues, 2011). Assim sendo, a variação de uma unidade em  $X_i$  provoca uma variação de  $\beta_i$  unidades em  $Z_i$  e não na probabilidade de ocorrência. Para expressar as variações unitárias de  $X_i$  que se refletem na probabilidade ( $P_i$ ) é necessário calcular  $e^{\beta_i}$ . Em suma, é através da equação [3] que se obtém a probabilidade de ocorrência da situação em causa que só pode ser calculada após o cálculo de  $Z_i$  previsto na equação [4].

Apesar das melhorias implícitas à aplicação do modelo *Logit* a esta problemática, é natural a presença de inconvenientes que prejudicam o funcionamento pleno da metodologia. A este respeito, Carvalho (2009) salienta: (a) a dificuldade de identificar as variáveis que melhor explicam a variável dependente; (b) a necessidade de se ter em conta eventuais inter-relações entre as variáveis explicativas; e (c) a sensibilidade do método a *outliers* e o possível enviesamento de resultados daí decorrente. Para o autor estes aspetos requerem cautela e experiência no procedimento de modelização.

A par dos possíveis problemas resultantes da aplicação do *Logit*, surge a utilização das Redes Neurais Artificiais como método de previsão. Este método, surgido nos anos 90, pretende replicar o funcionamento do cérebro humano, conjugando as variáveis em níveis sucessivos (Carvalho, 2009). Não obstante a vantagem de serem menos restritivas do que a análise discriminante múltipla e regressão logística, as redes parecem propiciar um rigor de classificação semelhante ao dos referidos métodos (Carvalho, 2009). Tucker (1996), no seu estudo comparativo dos dois métodos, refere que tende a favor do modelo *Logit* o potencial de desenvolvimento das redes neuronais e a estabelecida e reconhecida capacidade da disciplina de Econometria.

## 2.4. Modelo de Análise

O processo de seleção das variáveis independentes ou explicativas a utilizar no modelo, teve por base os conjuntos de rácios e indicadores financeiros adotados na literatura (Altman, 1968; Ohlson 1980; Kalleberg e Leicht, 1991; Charitou *et al.*, 2004). Assim, em complemento aos *accruals*, utilizados para medir a QIF enquanto variável explicativa do modelo foram ainda acrescentados uma variável de caráter estrutural e rácios económico-financeiros de solvabilidade, e rendibilidade. A Tabela 1 elenca as variáveis utilizadas, a sua formulação, definição e comportamento expectável no modelo, de acordo com a literatura e o senso comum.

Tabela 1

*Formulação das variáveis independentes ou explicativas*

<b>Categoria</b>	<b>Variável</b>	<b>Formulação</b>	<b>Definição</b>	<b>Comportamento e sinal económico</b>
QIF	DAC	$ DAC_{it} $ $=  AT_{it} - NAC_{it} $ ou $ \varepsilon_{i,t} $  Nota: obtidos de acordo com o modelo de Jones (1991), através dos resíduos do modelo, por ano e por indústria.	Pretende medir a QIF, a qual será tanto melhor quanto menor o valor de $ \varepsilon_{i,t} $ .	No ano anterior à falência as empresas melhoram a QIF, ou seja, espera-se que os  DAC  sejam menores, fazendo com que, no ano antes da falência <u>o coeficiente da variável seja negativo (H1)</u> .  Por outro lado, 2 a 4 anos antes da falência a QIF das empresas falidas é débil, ou seja, os  DAC  serão maiores, esperando-se que quanto menor a QIF, maior a probabilidade de falência, ou seja, <u>espera-se que o coeficiente da variável seja positivo para 2 a 4</u>

<b>Categoria</b>	<b>Variável</b>	<b>Formulação</b>	<b>Definição</b>	<b>Comportamento e sinal económico</b>
				<u>anos antes da falência</u> (H2) (e.g, Rosner, 2003; Leach & Newsom, 2007; Charitou et al., 2007).
Solvabilidade de	Endividamento (ENDIV)	$\frac{\text{PASSIVO}}{\text{ATIVO}}$	Representa o peso do passivo total sobre o ativo total da empresa.	Incorporado no modelo de Ohlson (1980). Espera-se que quanto maior o nível de endividamento maior a probabilidade de falência, conduzindo assim a que o coeficiente da variável seja positivo.
Rendibilidade de	Rendibilidade dos Capitais Próprios (ROE)	$\frac{\text{RLP}}{\text{CAPITAL PRÓPRIO}}$	Mede a recuperação do capital próprio, ponderando os resultados gerados com o capital investido.	Utilizado no modelo de Charitou <i>et al.</i> (2004) apesar de não apresentar significância estatística. É expectável que quanto maior for a rendibilidade dos capitais próprios menor será a probabilidade de falência da empresa. Desta forma, espera-se que o coeficiente

<b>Categoria</b>	<b>Variável</b>	<b>Formulação</b>	<b>Definição</b>	<b>Comportamento e sinal económico</b>
				desta variável seja negativo.
Rendibilidade de	Rendibilidade de Económica (REND_ECO)	$\frac{EBIT}{ATIVO}$	Expressa a capacidade do negócio gerar resultados face ao investimento que lhe está subjacente.	Incorporado no modelo de Altman (1968) e Charitou <i>et al.</i> (2004). Espera-se que quanto maior for o nível deste rácio menor seja a probabilidade de falência da empresa, o que se traduzirá num coeficiente da variável negativo.
Estrutural	Idade (AGE)	Anos de atividade da empresa	Pretende medir a maturidade da empresa.	Em conformidade com os resultados de Kalleberg e Leicht (1991), presume-se que as empresas mais velhas se situem numa fase mais estável do seu ciclo de vida e portanto se associem a um menor risco de falência, o que se repercutirá num coeficiente da variável negativo.

A Tabela acima agrupa a informação de relevo associada a cada uma das variáveis independentes ou explicativas do modelo. De acordo com a especificação do modelo *Logit*,

cada uma das referidas variáveis independentes representa um fator que se espera independente do outro e capaz de explicar as variações ocorridas na variável dependente ou explicada. Esta última, por sua vez, é aquela que se pretende conhecer, neste caso a probabilidade de determinada empresa vir a decretar falência, e espera-se que as suas variações sejam explicadas pela variação nas variáveis explicativas. No âmbito do modelo *Logit*, a variável dependente tem ainda outra característica, representa uma variável binária. As variáveis binárias pressupõem assunção de um de dois valores - 0 ou 1. Assim sendo, a variável dependente falência (FAL) assume o valor 1 para as empresas que registaram falência ou têm em curso um processo de insolvência e 0 para as empresas que não registaram nenhuma das referidas situações.

O cenário que se pretende descrever com esta investigação corresponde às ações realizadas pelos gestores das empresas, no sentido de camuflar aquilo que provavelmente consideram como um período negativo temporário. Apesar de, na maioria dos casos, o desempenho económico se vir deteriorando até ao momento efetivo do fracasso, os gestores tendem a manter a crença da melhoria como justificação para continuidade da manipulação de resultados em alta (Graham, Harvey & Rajgopal, 2005). Esta atitude por parte da gestão da empresa torna possível que a confiança dos *stakeholders* vá sendo mantida de forma a não serem colocadas em causa, de forma abrupta, as relações comerciais estabelecidas. Relembre-se novamente que a referência à manipulação de resultados se traduz na inexistência de QIF, uma vez que ambos os conceitos são mensurados através da mesma forma na literatura, pela via dos DAC.

## **2.5. Dados e Construção da Amostra**

Tendo como base de análise as empresas portuguesas, procurou-se obter informação financeira destas entre 2011 e 2015. A amostra foi retirada da base de dados SABI limitando apenas a busca para empresas com um ativo igual ou superior a um milhão de euros em pelo menos um dos anos da análise. Desta primeira triagem resultou um total de 59.164 empresas, correspondente a 108.727 observações, que incluíam empresas ativas, em liquidação ou dissolução, extintas, insolventes e falidas em qualquer um dos anos em estudo.

A partir destes dados, a amostra foi selecionada com base nos seguintes critérios:

- i. Optou-se por selecionar todas as empresas ativas e apenas as insolventes ou falidas no ano de 2015, por serem as que diretamente interessam para o estudo em apreço e por ser o último ano completo existente. Com esta seleção a amostra ficou reduzida a 93.167 observações

- ii. Da filtragem anterior foram ainda retiradas 39.007 observações que correspondiam a empresas que não dispunham de 4 anos de informação financeira consecutiva, reduzindo a amostra para 13.540 empresas correspondente a 54.160 observações.

Das seleções anteriores resultou um total de 13.326 empresas ativas e 214 empresas insolventes ou falidas no ano de 2015. Perante este desfasamento de dados e com o intuito de garantir alguma homogeneidade estrutural da amostra, tomaram-se os seguintes procedimentos:

- i. Eliminaram-se todas as empresas da área financeira;
- ii. Eliminaram-se todas as empresas ativas com registo de resultados operacionais negativos no último ano da análise, ou seja, 2014 (Gonçalves, 2011).

Com estes últimos procedimentos obteve-se a amostra final que reúne 11.173 empresas, das quais 214 insolventes ou falidas no ano de 2015 e 10.959 ativas.

Tabela 2

*Síntese da construção da amostra*

Empresas portuguesas, com ativo superior a 1M€, disponíveis na base de dados Bureau van Dijk –SABI nos anos de 2011-2015.	59.164 Empresas
<b>Eliminando empresas:</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Falidas antes de 2015;</li> <li>• Sem informação financeira nos 4 anos anteriores à falência;</li> <li>• Empresas do setor financeiro;</li> <li>• Ativas mas com resultado operacional negativo em 2014.</li> </ul>	
Total de empresas da amostra	11.173 Empresas
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 214 Empresas insolventes ou falidas</li> <li>• 10.959 Empresas ativas</li> </ul>	

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Caracterização da Amostra e Estatísticas Descritivas

Precedentemente à estimação dos modelos, mostra-se pertinente compreender o tipo de amostra em análise, ou seja, conhecer as estatísticas descritivas das empresas cujas características darão origem ao modelo. A Tabela 3 apresenta uma caracterização genérica da amostra completa relativa ao último ano de análise, 2014. Do seu estudo, é possível constatar em termos médios, que as empresas da amostra têm um ativo total a

rondar os 19 milhões de euros, e um volume de negócios superior aos 10 milhões de euros. A idade média das empresas em estudo é de 24 anos e o valor médio dos DAC ronda os 0,020.

Tabela 3

*Caracterização da amostra*

	<b>Ativo</b>	<b>Volume de Negócios</b>	<b>EBITDA</b>	<b>Idade</b>	<b>DAC</b>
Média	18.822.070 €	10.613.626 €	1.686.348 €	24	0,021
Desvio Padrão	158.108.782 €	69.431.566 €	16.925.093 €	15	1,635
Máximo	8.050.098.760 €	3.446.582.784 €	961.820.143 €	129	92,482
Mínimo	283.894 €	101 €	-7.747.082 €	4	-51,657

n = 11.173 empresas

O volume de negócios médio, em torno dos 10,5 milhões de euros, permite qualificar a amostra como um grupo de pequenas e médias empresas. Não obstante essa constatação, o desvio padrão evidencia a amplitude da amostra, que apresenta pelo menos uma empresa com um volume de negócios superior a 3 biliões de euros. Este grupo é também caracterizado por uma idade algo avançada, 24 anos. Novamente, é patente pelo desvio padrão e valores máximo e mínimo a grande disparidade entre a idade das empresas da amostra. Por último, no que respeita aos DAC o seu valor médio, tal como esperado, é reduzido. Todavia, também nesta característica da amostra, o desvio padrão reflete a existência de dispersão de grandezas em torno do valor médio observado.

A Tabela 4 expõe as estatísticas descritivas, individualizadas e para período, dos dois grupos de empresas em análise – falidas e ativas. Dado o objeto em observação considerou-se importante analisar, além dos valores médios das variáveis do modelo ao longo dos anos em estudo, outros rácios económico-financeiros utilizados na literatura que, eventualmente, fossem úteis na caracterização inicial da amostra. De uma forma geral, pode observar-se uma maior degradação da generalidade dos rácios ao longo do tempo nas empresas que acabaram efetivamente por falir face às empresas ativas.

Tabela 4

*Estatísticas descritivas*

	Definição	1 ano antes			2 a 4 anos antes		
		Média Empresas Falidas	Média Empresas Ativas	Valor de prova	Média Empresas Falidas	Média Empresas Ativas	Valor de prova
<b> DAC </b>	$ DAC_{it}  =  \varepsilon_{it} $	0,1170	0,197	(0,474)	0,1559	0,1010	(0,115)
<b>ENDIV</b>	$\frac{\text{Passivo}}{\text{Ativo}}$	94%	63%	(<0,001)	83%	66%	(<0,001)
<b>ROE</b>	$\frac{\text{RLP}}{\text{Capital Próprio}}$	-45%	13%	(0,01)	11%	8%	(0,892)
<b>REND_ECO</b>	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Ativo}}$	-0,055	0,064	(<0,001)	-0,001	0,045	(<0,001)
<b>AGE</b>	Anos de atividade da empresa	26	24	(0,076)	24	22	(<0,001)
Liquidez Geral	$\frac{\text{Ativo Corrente}}{\text{Passivo Corrente}}$	1,43	1,8	(0,039)	1,4	1,7	(<0,001)
Estrutura do Endividamento	$\frac{\text{Passivo Curto Prazo}}{\text{Passivo}}$	71%	73%	(0,302)	72%	74%	(0,262)
Solvabilidade	$\frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Passivo}}$	18%	109%	(<0,001)	28%	88%	(<0,001)
Autonomia Financeira	$\frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Ativo}}$	6%	37%	(<0,001)	17%	34%	(<0,001)
Rendibilidade Líquida das Vendas	$\frac{\text{RLP}}{\text{Volume de Negócios}}$	-2115%	189%	(0,264)	-389%	-25%	(0,215)
Cobertura de Encargos Financeiros	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Custos de financiamento}}$	-5,94	848	(0,463)	-1,40	142	(0,548)
Volume de Negócios	Vendas + Serviços prestados	4.387.568 €	10.331.919 €	(<0,001)	5.903.218 €	10.318.470 €	(<0,001)

Os valores médios observados na variável principal, |DAC|, evidenciam a presença de manipulação de resultados nas contas de ambos os grupos de empresas, com superioridade nas empresas falidas e em sintonia com o estabelecido pelas hipóteses de investigação. As estatísticas descritivas foram calculadas assumindo os valores da amostra para cada um períodos em estudo, 1 ano antes e 2 a 4 anos antes da falência. Verifica-se que, em linha com o avançado pela hipótese de investigação H1, no ano anterior à falência o valor de |DAC| das empresas falidas é inferior ao valor de |DAC| das empresas ativas. Esta constatação não é porém estatisticamente significativa não podendo por isso afirmar-se que, no ano anterior à falência, existem diferenças nos níveis médios da QIF entre os dois grupos de empresas.

Considerando um distanciamento de 2 a 4 anos face ao momento da falência, as empresas falidas revelam níveis de |DAC| superiores face às empresas ativas, que apresentam |DAC| mais próximos de zero. Esta constatação, que surge em linha com o

estabelecido pela hipótese de investigação H2, não é corroborada pela estatística do teste uma vez que não se apura significância estatística que permita concluir sobre a diferença entre os dois grupos, com um distanciamento de 2 a 4 anos antes do momento de falência. Apesar da inexistência de significância estatística que ateste as diferenças entre as médias dos dois grupos, as médias obtidas parecem ir de encontro ao preconizado nas hipóteses de investigação.

No que respeita à variável do modelo ENDIV, referente ao nível de endividamento, as médias calculadas mostram uma clara superioridade no grupo de empresas falidas em relação ao grupo de empresas ativas, confirmada pelo valor de prova do teste *t-Student* em ambos os períodos da análise. Enquanto a média de endividamento das empresas falidas é uma função crescente até ao momento da falência, nas empresas ativas verifica-se uma diminuição do grau médio de endividamento ao longo do tempo. Atente-se também que, no ano anterior à falência, em média as observações desviam-se da média em 40 pontos percentuais o que, considerando o valor médio apurado, corresponderá a um passivo superior ao ativo. Apesar do crescimento médio do nível de endividamento, a estrutura de financiamento não parece deteriorar-se, pelo contrário, o valor médio deste indicador vem sendo mais ou menos estável dando até mostras de ligeira descida no ano anterior à falência. Esta constatação pode, eventualmente, ser justificada com uma tendência para a utilização no limite das linhas de crédito de curto prazo ou até por eventuais reestruturações do serviço de dívida, no caso de facilidades bancárias de curto prazo.

Com exceção da rentabilidade líquida das vendas, os rácios de rentabilidade, onde se incluem as variáveis ROE e REND\_ECO, de acordo com o teste *t-Student* mantêm a separação entre os dois grupos de empresas. As empresas falidas apresentam, no ano anterior à falência, níveis médios de ROE abaixo de zero que contrastam com níveis de ROE em torno nos 13% nas empresas ativas. Esta disparidade mostra-se estatisticamente significativa para um nível de significância de 1%. Contudo, esta conclusão não parece manter-se se se considerar um distanciamento de 2 a 4 anos antes do momento da falência. A média do ROE apresenta-se, neste caso, superior nas empresas falidas por comparação com as ativas. Esta situação pode estar relacionada com a referida débil QIF anos antes da falência. Atendendo ao valor de prova apresentado, esta análise não pode porém, ser determinante na afirmação da diferença entre as médias dos dois grupos 2 a 4 anos antes da falência.

Apesar da degradação patente nas empresas falidas ao nível da rentabilidade líquida das vendas e REND\_ECO, os valores médios destes rácios assumem-se consideravelmente reduzidos em ambos os conjuntos de empresas. Esta proximidade entre os dois grupos faz com que o teste *t-Student* conclua apenas pela diferença entre as

médias destes rácios no caso da REND\_ECO. Se no caso das empresas falidas chegam mesmo a expressar prejuízos em ambos os momentos analisados, no caso das empresas ativas a rentabilidade ronda valores muito próximos de zero. Este facto pode eventualmente ser explicado à luz do forte alinhamento fiscal e contabilístico do país. Os resultados obtidos nesta variável levam a concluir sobre a diferença entre as médias dos dois grupos com um nível de confiança de 99% em ambos os momentos analisados.

Relativamente à variável AGE o valor de prova de 7,6% e  $< 1\%$  determina a significância estatística, para um nível de 10% e 1%, entre os dois grupos de empresas. Curiosamente, as empresas falidas parecem, em média, mais velhas do que as empresas ativas, contrariamente ao que se vinha supondo.

Relativamente ao rácio de liquidez geral destacam-se os valores médios mais baixos nas empresas falidas e a sua degradação ao longo do período em questão. Apesar disso, o nível médio de liquidez apurado nestas empresas apresenta um valor confortável uma vez que um valor igual a 1 significa que a empresa dispõem exatamente de um ativo corrente igual ao passivo corrente, sendo possível cobrir o segundo com recurso à transformação do primeiro. Nas empresas “saudáveis”, por sua vez, verifica-se um ligeiro crescimento na média deste rácio ao longo dos períodos analisados, num valor que exhibe ainda maior segurança e que delimita as diferenças entre os dois grupos. O teste às médias, apresentado na Tabela 4, confirma a existência de diferenças entre as médias dos dois grupos, para níveis de significância de 5% e 1%. Desta forma, é possível concluir que existem diferenças significativas nos níveis de liquidez geral entre as empresas ativas e falidas. Contudo, pela média obtida para este rácio, deduz-se que ambos os grupos de empresas apresentam um valor de ativo corrente superior ao passivo corrente, conseguindo liquidar as suas obrigações de curto prazo com recurso aos seus ativos de curto prazo.

Numa categoria de estrutura financeira e solvabilidade, onde se inclui também rácios de estrutura de endividamento, solvabilidade e autonomia financeira, apenas o rácio de estrutura do endividamento revela não ter diferenças significativas entre os dois grupos. Os valores médios dos rácios de autonomia financeira e solvabilidade demarcam, para um nível de significância de 1%, as diferenças entre os dois grupos de empresas, em ambos os períodos da análise. Se por um lado as empresas falidas apresentam valores médios bastante débeis e em tendência decrescente até ao momento da falência, por outro lado, as empresas ativas revelam níveis médios interessantes e com tendência crescente ao longo do tempo.

As médias dos valores da cobertura de encargos financeiros por via dos resultados gerados pareciam distinguir claramente os dois grupos de empresas. Contudo, o teste *t-Student* não apresenta significância estatística que permita concluir que existem diferenças

significativas entre as médias dos dois grupos de empresas. As empresas ativas apresentam valores médios expressivos. Já o grupo de empresas falidas, além de revelar uma deterioração desta capacidade à medida que se aproxima da falência, apresenta valores negativos. Estes resultados, que poderiam levar a inferir que, em média, as empresas falidas não são capazes de cobrir os gastos de financiamento com recurso ao seu resultado operacional, não devem porém ser considerados uma vez que não se revelam estatisticamente significativos.

Num grupo que se poderia considerar como classificatório inclui-se a dimensão e variável AGE, já analisada. No que respeita à dimensão, aqui medida através do valor médio do volume de negócios, destacam-se as diferenças significativas entre a faturação média das empresas falidas e ativas. Esta disparidade que corresponde a uma diferença de perto do dobro da faturação revela-se estatisticamente significativa, para um nível de significância de 1% em ambos os momentos da análise.

Em conclusão, focando no grupo de variáveis a incluir no modelo, as perspectivas são otimistas, uma vez que o teste às médias demonstra a existência de diferenças significativas entre as médias dos dois grupos de análise. De um modo geral, com estas estatísticas descritivas é possível supor que as variáveis em que a diferença dos valores médios se revela estatisticamente significativa, terão influência na variável dependente do modelo a estudar.

Segundo Marôco (2011), a análise a um modelo de regressão pode ser confusa e desprovida de significado se não se garantir que as variáveis independentes são, efetivamente, independentes entre si. A correlação entre as variáveis é um dos problemas assumidos nos modelos de regressão, que prejudica a utilização dos coeficientes com fins inferenciais e estatísticos (Marôco, 2011). A multicolinearidade, condição que descreve variáveis fortemente correlacionadas, pode ser diagnosticada de várias formas, sendo a análise da matriz de correlações bivariadas a mais intuitiva. Apesar de não existir um valor de correlação limite a partir do qual seja possível prever problemas na estimação do modelo, as correlações elevadas entre variáveis independentes ( $|R| > 0.75$ ) são geralmente associadas a problemas de multicolinearidade (Marôco, 2011). Neste sentido, calculou-se a matriz de correlações bivariadas entre as variáveis independentes do grupo a fim de detetar eventuais correlações que prejudicassem a capacidade do modelo.

Tabela 5

*Matriz de correlações de Pearson*

	DAC		ENDIV		ROE		REND_ECO		AGE		FAL
DAC	1										
ENDIV	0,021	**	1								
ROE	0,001		0,005		1						
REND_ECO	0,022	**	-0,221	**	0,031	**	1				
AGE	-0,027	**	-0,148	**	-0,007		-0,084	**	1		
FAL	0,003		0,107	**	-0,003		-0,104	**	0,017	**	1

Notas:

- 1) *As variáveis encontram-se definidas na Tabela 5.*
- 2) *\*\* - Correlação significativa a um nível de 0,01*

Considerando o defendido por Marôco (2011), a análise da Tabela 5 não mostra correlações fortes entre nenhuma das variáveis do modelo ( $|R| < 0.75$ ). Desta forma uma vez que em nenhuma das variáveis se verifica uma correlação superior à medida referida por Marôco (2011) não serão expectáveis efeitos de multicolinearidade no modelo.

### 3.2. Estimação do Modelo e Análise dos Resultados

A estimação dos coeficientes do modelo foi realizada com recurso ao *software* de análise estatística *IBM SPSS Statistics*. Assim, de acordo com a especificação do modelo *Logit* tratada na metodologia, para o modelo em causa segue-se a seguinte formulação:

$$Z = \beta_1 + \beta_2 |DAC| + \beta_3 ENDIV + \beta_4 ROE + \beta_5 REND_{ECO} + \beta_6 AGE \quad [5]$$

$$P (FAL=1) = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \quad [6]$$

Estimou-se o modelo, para 1 e 2 a 4 anos antes da falência, através da amostra com 11.173 observações das quais apenas 214 dizem respeito a empresas falidas. À semelhança dos modelos de regressão linear, o modelo de regressão logística também pressupõe a avaliação da significância, da qualidade do modelo ajustado e da significância dos coeficientes de regressão. Os resultados da estimação dos coeficientes apresentam-se na Tabela 6, a qual traduz os coeficientes estimados, a exponencial dos coeficientes e o valor de prova associado a cada um, em cada ano estudado.

Iniciando com a análise à significância estatística dos coeficientes do modelo, verifica-se que apenas a variável ROE e AGE não são estatisticamente significativas em

um dos dois períodos da análise. Esta conclusão, no que respeita à variável ROE, era já presumível uma vez que apenas se obteve significância estatística na diferença entre a média dos dois grupos no ano anterior à falência (ver Tabela 4). As restantes variáveis, e até a Constante, revelam-se estatisticamente significativas, para níveis de 5% e 1% nos dois espaços temporais analisados

As hipóteses de investigação, completamente centradas na variável estrela do modelo, propunham, com base nas conclusões da literatura, que no ano anterior à falência a QIF das empresas falidas melhora (H1) e 2 a 4 anos antes da falência a QIF das empresas falidas é débil (H2). Os resultados obtidos na variável |DAC|, utilizada como *proxy* da QIF, vão de encontro ao estabelecido em ambas as hipóteses de investigação. Para o mesmo nível de significância, 5%, a variável |DAC| mostra-se estatisticamente significativa no ano anterior à falência e ainda 2 a 4 anos antes da sua ocorrência.

No ano imediatamente anterior à falência, a variável |DAC|, que pretende medir a QIF, apresenta coeficiente negativo que significa que quanto maior o valor de |DAC| (e consequentemente menor QIF) menor a probabilidade de falência. Esta conclusão, já incitada pelas médias de |DAC| expostas na Tabela 4, conduz à seguinte leitura: uma vez que no ano anterior à falência as empresas falidas tendem a reduzir o nível de *accruals* discricionários, de modo a espelhar a difícil realidade em que a empresa se encontra (e.g., Rosner, 2003; Leach & Newsom, 2007; Charitou *et al.*, 2007), são as empresas que não faliram que revelam maior nível de |DAC| fazendo com que as empresas que, na amostra apresentam |DAC| superiores não correspondam àquelas que efetivamente faliram.

Tabela 6

*Resultados da estimação do modelo*

		Sinal do coeficiente esperado	1 Ano antes	2 a 4 Anos antes
DAC	Coeficiente		-2,353	0,248
	$e^{\beta_i}$	- e +	0,095	1,281
	Valor de prova		(0,014)	(0,012)
ENDIV	Coeficiente		1,069	1,285
	$e^{\beta_i}$	+	2,913	3,616
	Valor de prova		(<0,001)	(<0,001)
ROE	Coeficiente		-0,130	0,001
	$e^{\beta_i}$	-	0,878	1,001
	Valor de prova		(0,012)	(0,849)
REND_ECO	Coeficiente		-53,824	-2,119
	$e^{\beta_i}$	-	0,000	0,120
	Valor de prova		(<0,001)	(<0,001)
AGE	Coeficiente		0,003	0,010
	$e^{\beta_i}$	-	1,003	1,010
	Valor de prova		(0,553)	(<0,001)
Constante	Coeficiente		-3,313	-5,028
	$e^{\beta_i}$	?	0,036	0,007
	Valor de prova		(<0,001)	(<0,001)
$G^2$			821,9	204,0
Valor de prova			(<0,001)	(<0,001)
$\chi^2_{HL}$			841,2	147,8
Valor de prova			(<0,001)	(<0,001)
Sensibilidade			39,30%	0,3%
Especificidade			100%	100,0%
% de casos corretamente classificados			98,8%	98,1%

**Notas:**

- 1) As variáveis encontram-se definidas na Tabela 1..
- 2) O Teste do Rácio de Verossimilhança estima os coeficientes da regressão que maximizam a probabilidade de encontrar as realizações da variável dependente. A estatística de teste ( $G^2$ ) avalia a significância do modelo, compara a verossimilhança entre o modelo só com a constante (modelo nulo) e o modelo com as variáveis independentes (modelo completo). A hipótese nula, de que o modelo não é estatisticamente significativo, rejeita-se se o valor de prova for igual ou inferior ao nível de significância ( $\alpha$ ).
- 3) O teste do ajustamento de Hosmer e Lemeshow é um dos vários possíveis de utilizar com o intuito de avaliar o ajustamento do modelo. A estatística do teste ( $\chi^2_{HL}$ ) é obtida com um teste do Qui-quadrado a uma tabela de contingência que tem por base a estimativa das probabilidades de sucesso da cada uma das  $n$  observações. A hipótese

nula de que o modelo se ajusta aos dados é rejeitada se o valor de prova for igual ou inferior ao nível de significância ( $\alpha$ ) (Marôco, 2011).

- 4) *Sensibilidade* - traduz-se na capacidade do modelo ajustado classificar como falidas as empresas que se sabe que efetivamente faliram. *Especificidade* – representa a capacidade do modelo ajustado classificar como ativas as empresas que efetivamente estão ativas. A % de casos corretamente classificados engloba a capacidade de previsão do modelo quer sejam falidas ou ativas.

Esta evidência encontra sustentação nas conclusões de Rosner (2003), Leach e Newsom (2007) e Charitou *et al.* (2007), estes autores verificaram que, no ano anterior à falência, as empresas tendem a reduzir os níveis de manipulação de resultados, medidos pelos |DAC| à semelhança da QIF. Neste contexto, verifica-se que também as empresas falidas da amostra adotam este procedimento, por quererem revelar a situação efetiva da empresa. Deste modo, as empresas que efetivamente faliram parecem ter apresentado um menor nível de |DAC|, fazendo com que as empresas não falidas registem um superior nível de |DAC| e portanto uma QIF inferior face às falidas. Em suma, este resultado surge em sintonia com o assumido pela H1 de que, no ano anterior à falência, as empresas que efetivamente faliram reduzem os seus níveis de |DAC|, e conseqüentemente melhoram a sua QIF.

À semelhança do ano anterior à falência, o sinal económico desta variável, 2 a 4 anos antes da falência, apresenta o comportamento esperado, ou seja, quanto maior o valor de |DAC| (e conseqüentemente quanto menor a QIF) maior será a probabilidade de falência da empresa. Esta conclusão surge em sintonia com o definido na H2 e sustentado no exposto por Rosner (2003), Leach e Newsom (2007) e Charitou *et al.* (2007) que encontraram evidências de QIF reduzida 2 a 4 anos antes da falência e melhoria da QIF no ano imediatamente anterior.

Como já foi referido, o modelo *Logit* não permite a interpretação direta dos coeficientes da regressão sendo que, através destes, só é possível arbitrar sobre o tipo de influência, positiva ou negativa, da variável explicativa na variável explicada. Essa interpretação é possível através do cálculo da exponencial dos coeficientes que também se apresenta na Tabela 6. Perante os valores retornados, no ano anterior à falência, é possível afirmar que o acréscimo de uma unidade no valor dos |DAC| faz diminuir a probabilidade de falência em 9%, enquanto 2 a 4 anos antes da falência o acréscimo de uma unidade no valor dos |DAC| faz aumentar a probabilidade de falência em 121%.

No que concerne à variável ENDIV assume-se, para um nível de significância de 1%, como estatisticamente significativa na previsão da falência das empresas a 1 ano e 2 a 4 anos antes da sua ocorrência. O seu coeficiente, de valor positivo, revela que o nível de endividamento da empresa exerce uma influência positiva na probabilidade de falência

da empresa, podendo dizer-se que o aumento de 1 ponto percentual no nível de endividamento da empresa, aumenta a probabilidade de falência em, no mínimo, 291%. Este domínio positivo da variável independente ENDIV sobre a variável dependente do modelo, está em linha com o previsto pela teoria económica de que, quanto maior o nível de endividamento da empresa maior a probabilidade de falência (e.g., Ohlson, 1980; Gonçalves, 2011).

Relativamente à variável ROE a sua preponderância no modelo resume-se ao ano anterior à falência, para um nível de significância de 5%. O efeito da sua influência, avaliado pelo sinal do seu coeficiente, vai no sentido económico previsto, dando indicação de que quanto maior a rentabilidade dos capitais próprios menor a probabilidade da empresa falir. A este respeito, é então possível referir que o aumento de 1 ponto percentual no ROE provoca uma redução de 87,8% na probabilidade da empresa falir.

A REND\_ECO, que se apresenta estatisticamente significativa no ano anterior à falência e também 2 a 4 anos antes, enquanto medida de rentabilidade, segue, tal como expectável, a tendência da ROE com o indicador económico negativo. Curiosamente, apesar da significância estatística da variável, no ano anterior à falência o aumento de 1 unidade da REND\_ECO não provoca uma redução na probabilidade da empresa falir (0%). Já considerando a análise a 2 a 4 anos antes da falência, verifica-se que o aumento de 1 ponto percentual da REND\_ECO provoca uma redução de 12% na probabilidade de falência.

No que toca a estas duas medidas de rentabilidade a estimação leva a inferir sobre o previsto pela teoria económica. Nomeadamente no que previa Charitou *et al.* (2004) sobre o ROE e no referido por Altman (1968) e Charitou *et al.* (2004) sobre a REND\_ECO. Em suma, no que toca às variáveis de rentabilidade do modelo, é possível concluir que quanto maior for a capacidade do negócio gerar resultados face ao investimento que lhe está subjacente, menor será a probabilidade de falência do mesmo.

A variável AGE, por sua vez, apresenta resultados distintos daqueles que a teoria económica fazia supor. A sua significância no modelo foi apenas confirmada para 2 a 4 anos antes da falência e o sinal económico positivo surge por oposição ao previsto. De acordo com o resultado da estimação a idade da empresa pode ser importante na previsão da falência, mas apenas quando tem no mínimo 2 a 4 anos de distanciamento do momento do fracasso. Apesar de a idade ser mais uma característica observável e não propriamente uma causa em si mesma, conclui-se que a probabilidade de falência aumenta 101% por cada ano de vida da empresa. Esta constatação surge em desarmonia com o concluído por Kalleberg e Leicht (1991) de que empresas mais velhas apresentam um menor risco de falência. Apesar do comportamento presumível desta variável ser díspar do observado nesta estimação, este não é exclusivo. Gonçalves (2011) incorporou igualmente a idade

no seu modelo de estimação da probabilidade de falência e apesar de não obter significância estatística nesta variável o seu indicador também é positivo. Este aspeto pode estar relacionado com o contexto em que os estudos se realizam.

Ainda na Tabela 6 são sumarizadas as estatísticas de teste e os valores de prova associados aos testes de significância e ajustamento do modelo. O teste de significância do modelo ajustado é especialmente relevante, dado que um modelo sem significância indica que as variáveis independentes utilizadas não são relevantes na previsão da probabilidade de falência da empresa. A significância do modelo, apesar de importante, não permite classificar um modelo relativamente à qualidade do seu ajustamento aos dados.

Os valores de prova de  $G^2$ , expostos na Tabela 6, permitem concluir, com um nível de confiança de 99% (ou seja, para um  $\alpha$  de 1%), que o modelo tem significância nos 2 períodos em análise. Tal facto significa que pelo menos uma das variáveis do modelo completo influencia significativamente a variável dependente, ou seja, é possível declarar o modelo como significativo dizendo que, no global, as variáveis explicativas são úteis para explicar as variações ocorridas na probabilidade de falência das empresas. Este indicador é particularmente importante uma vez que um modelo sem significância não pode ser usado para prever a probabilidade de ocorrência dos factos.

Apesar da confiança que a significância do modelo introduz à estimação, esta não é por si só relevante para inferir sobre a qualidade do ajustamento do modelo. A este respeito os valores de prova do teste de ajustamento do modelo aos dados,  $\chi^2_{HL}$ , não revelam resultados tão confortáveis, o valor de prova  $\leq \alpha$ , em ambos os anos da análise, conduz à rejeição da hipótese nula de que o modelo se ajusta aos dados. Esta dificuldade do modelo é, em parte, confirmada pelo nível de sensibilidade do modelo. Verifica-se que no ano anterior à falência a sensibilidade do modelo melhora para os 39%, isto é, o modelo classifica corretamente 39% das empresas que faliram. Esta percentagem, apesar de notoriamente superior à de 2 a 4 anos antes do momento da falência, significa que o modelo classifica 61% do total de empresas falidas como estando ativas. Na sua globalidade a percentagem de casos corretamente previstos pelo modelo em ambos os períodos em análise ronda os 98%. Esta percentagem tem, contudo, forte influência da melhor capacidade do modelo em classificar empresas ativas do que empresas falidas.

Face ao exposto, é possível concluir que o modelo é globalmente significativo a 1 ano antes da falência e a 2 a 4 anos antes da falência, ou seja, as variáveis incluídas no modelo, embora nem todas revelem significância em ambos os períodos, são, no seu conjunto, importantes no cálculo da probabilidade de falência. Relativamente às hipóteses de investigação, os resultados obtidos permitem validar as duas hipóteses de investigação

assumidas com um nível de significância de 5%. A hipótese H1 que sugeria que, de acordo com o defendido por Rosner (2003), Leach e Newsom (2007) e Charitou *et al.* (2007), no ano anterior à falência a QIF das empresas melhora, fica então validada de acordo com o exposto nos parágrafos iniciais. No ano anterior à falência, os |DAC|, utilizados como *proxy* da QIF, parecem influenciar a probabilidade de falência negativamente, ou seja, quanto maior o seu valor menor a probabilidade de falência sendo que, quanto maior o valor dos |DAC|, menor a QIF. Já considerando um distanciamento, face ao momento de falência, de 2 a 4 anos, os |DAC|, em sintonia com o expectável pela hipótese de investigação H2, produzem um efeito positivo na probabilidade de falência da empresa, revelando que quanto maior o seu valor (que representa uma menor QIF) maior a probabilidade de falência da empresa.

### 3.3. Teste de Robustez

No sentido de testar a robustez dos resultados obtidos experimentou-se ainda a estimação do modelo com a amostra equilibrada. O raciocínio seguido para este teste foi o de que o modelo com a amostra desequilibrada poderia classificar melhor as empresas ativas do que as falidas por serem a maioria presente. A seleção realizada para esta pequena amostra teve por base empresas de ambos os grupos, encontrando para uma determinada empresa do grupo das empresas falidas uma empresa de entre as empresas ativas que apresentasse as seguintes características comuns: (a) o mesmo CAE; (b) a mesma dimensão, medida através do logaritmo do volume de negócios; e (c) a observação pertencesse ao mesmo ano. A única diferença entre cada par de observações é que uma pertence ao grupo das empresas falidas e a outra ao grupo das empresas ativas. No total, a amostra ajustada é composta por 428 empresas cujos resultados se expõem na Tabela 7.

Tabela 7

*Análise de robustez do modelo*

		Sinal do coeficiente esperado	1 Ano antes	2 a 4 Anos antes
DAC	Coeficiente		-1,591	1,168
	$e^{\beta_i}$	- e +	0,204	3,216
	Valor de prova		(0,192)	(0,031)
ENDIV	Coeficiente		4,775	4,121
	$e^{\beta_i}$	+	118,500	61,633
	Valor de prova		(<0,001)	(<0,001)
ROE	Coeficiente		-0,149	-0,006
	$e^{\beta_i}$	-	0,862	0,994
	Valor de prova		(0,320)	(0,465)
REND_ECO	Coeficiente		-17,980	-3,171
	$e^{\beta_i}$	-	0,000	0,042
	Valor de prova		(<0,001)	(<0,001)
AGE	Coeficiente		0,017	0,023
	$e^{\beta_i}$	-	1,018	1,023
	Valor de prova		(0,061)	(<0,001)
Constante	Coeficiente		-3,446	-3,608
	$e^{\beta_i}$		0,032	0,027
	Valor de prova		(<0,001)	(<0,001)
$G^2$			212,1	227,3
Valor de prova			(<0,001)	(<0,001)
$\chi^2_{HL}$			11,8	27,9
Valor de prova			(0,159)	(<0,001)
Sensibilidade			77%	68%
Especificidade			82%	66%
% de casos corretamente classificados			80%	67%

Nota:

1) As variáveis encontram-se definidas na Tabela 1.

No que respeita à significância estatística das variáveis explicativas do modelo, o teste com a amostra ajustada perde valor face ao modelo inicial. Enquanto no modelo original se concluía pela significância estatística, em ambos os momentos em análise, da variável principal do modelo |DAC|, com a utilização da amostra ajustada a QIF apresenta-se apenas estatisticamente significativa com um distanciamento de 2 a 4 anos face ao momento da falência. Esta constatação permite validar a hipótese de investigação H2, que sugeria que 2 a 4 anos antes da falência a QIF é débil. Sendo os |DAC| utilizados como

*proxy* da QIF, quanto maior for o valor dos |DAC| mais débil será a QIF e portanto maior a probabilidade de falência da empresa. A presença de um coeficiente positivo, estatisticamente significativo para um nível de significância de 5%, confirma assim o previsto pela hipótese H2, uma vez que, o aumento de uma unidade do valor dos |DAC| (que proporcionalmente corresponde à redução de uma unidade da QIF) se traduz num aumento de 320% da probabilidade de falência da empresa.

Apesar da não validação da QIF como variável explicativa no ano anterior à falência da empresa, se observar o sinal do coeficiente, verifica-se que este se mantém idêntico ao do modelo original. Porém, esta constatação não tem relevância, uma vez que não existe significância estatística. A justificação para estes resultados pode prender-se com a presença de |DAC| em ambos os grupos analisados, indiciando que a baixa QIF está presente quer nas empresas que efetivamente atingem uma situação de falência, quer nas empresas ativas.

Não obtendo significância estatística na variável principal do modelo nos períodos já antevistos pelo modelo original, não se pode concluir que o modelo com a amostra equilibrada retorna vantagens que conduzam à sua utilização em detrimento do modelo calculado com a amostra inicial. Além do já exposto sobre os coeficientes das variáveis, mantém-se a tendência da amostra desequilibrada, igualmente, no que concerne à capacidade do modelo, ou seja, globalmente as variáveis explicativas são úteis para explicar as variações ocorridas na probabilidade de falência das empresas. Relativamente ao teste de ajustamento do modelo aos dados, a tendência imposta pelo modelo com a amostra desequilibrada é mantida neste teste de robustez. O valor de prova, por ser inferior ao nível de significância, conduz novamente à rejeição da hipótese nula de que o modelo se ajusta aos dados.

Note-se que o nível de sensibilidade do modelo, ou seja, a capacidade do modelo ajustado classificar como falidas as empresas que efetivamente faliram, parece melhorar manifestamente com a utilização da amostra equilibrada, fixando-se agora em torno dos 72%. Esta percentagem significa que o modelo classifica apenas 28% do total de empresas falidas como estando ativas. Na sua globalidade a percentagem de casos corretamente previstos pelo modelo ronda os 75%, o que representa uma considerável redução face à capacidade de classificação do modelo inicial. Apesar de inferior ao do modelo com a amostra desequilibrada, este valor acaba por ser mais significativo, uma vez que assume uma maior distribuição entre a capacidade de classificação do modelo relativamente a ambos os grupos.

## CONCLUSÃO

O estudo desenvolvido centrou-se na aferição do poder da QIF enquanto variável estatisticamente significativa de um modelo de previsão de falência empresarial. Partindo do método desenvolvido por Jones (1991) procedeu-se à quantificação da QIF utilizando com *proxy* o valor absoluto dos *accruals* discricionários, medidos de acordo com modelo desenvolvido por Jones (1991). A crescer a esta variável foram selecionados, com base na literatura da área, rácios económico-financeiros com significância comprovada em modelos de previsão de falência empresarial, obtendo as seguintes variáveis explicativas para o modelo a estimar: (a) o valor absolutos dos *accruals* discricionários, (b) o nível de endividamento, (c) a rentabilidade dos capitais próprios, (d) a rentabilidade económica, e (e) a idade da empresa. Para este efeito, a informação foi recolhida através da base de dados *SABI*, tendo sido considerados dados referentes a 11.173 empresas portuguesas de 2011 a 2015, com um ativo superior a um milhão de euros, das quais 214 faliram em 2015.

Com recurso ao *software* de análise estatística *IBM SPSS Statistics*, utilizou-se a técnica de análise de regressão *Logit* para correr dois modelos de previsão da falência empresarial a 1 ano e 2 a 4 anos antes da sua ocorrência. De acordo com o referido, o objetivo principal passava por perceber em que medida a QIF podia ser utilizada como um indicador da probabilidade de falência das empresas. Segregadas deste objetivo genérico e sustentadas na revisão da literatura realizada, definiram-se então duas hipóteses de investigação: **H1** - no ano anterior à falência das empresas a QIF melhora e **H2** - a QIF é débil, ou menor, nos dois a quatro anos antes da falência.

Os resultados obtidos comprovam que o modelo aplicado é estatisticamente significativo na previsão da probabilidade de falência a 1 ano e 2 a 4 anos antes da sua ocorrência, e que a QIF pode ser utilizada como variável explicativa da probabilidade de falência empresarial. Mais do que avaliar a importância da QIF nesta área de ação, pretendia-se captar o sentido da influência que exerce num modelo de probabilidade de falência. A literatura da área assumia que, no ano anterior à falência as empresas melhoram a QIF, deixando antever a realidade da sua posição, e que 2 a 4 anos antes da falência apresentam um nível baixo de QIF, tornando a informação contida nas demonstrações financeiras pouco fiável para os utilizadores. As hipóteses desenvolvidas têm por base esta realidade e os resultados obtidos vão exatamente ao encontro daquilo

que seria expectável, permitindo a validação, para um nível de significância de 5% de ambas as hipóteses de investigação.

Em suma, os resultados obtidos são uteis, não numa perspetiva de quantificar a probabilidade de falência de uma determinada empresa num certo período, mas ao despertarem para a observação e análise de uma tendência no comportamento da QIF. Os testes realizados reiteram o já abordado na literatura de que são detetáveis alterações ao nível da QIF à medida que a empresa se aproxima da falência. Desta forma, o presente estudo obtém conclusões úteis numa perspetiva de análise de tendência. De acordo com os resultados obtidos, que também se sustentam na literatura da área, as empresas saudáveis apresentam níveis de QIF elevada ao longo do tempo, e, contrariamente, as empresas suscetíveis de falência apresentam QIF reduzida durante alguns períodos e reverterem essa situação no ano anterior à falência. Considerando este paradigma, será vantajoso incluir os *accruals* discricionários como um dos indicadores de relevo na análise económico-financeira realizada por investidores, financiadores e outros *stakeholders*.

No foro das limitações destaca-se eventualmente a incapacidade do modelo econométrico retornar resultados capazes de estimar o momento da falência, uma lacuna que deve continuar a ser explorada pela via da inclusão de outras variáveis ou até pela utilização de outros modelos econométricos e/ou de inteligência artificial. Apesar disso, conseguiu provar-se a importância da incorporação da QIF no modelo de previsão de falência, sendo esta também uma área com largas linhas de observação e estudo. A aplicação de outros métodos de mensuração da QIF deve ainda ser considerada, bem como o desenvolvimento e teste de novos modelo que permitam robustecer esta análise e melhorar as conclusões a retirar.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. & Hotchkiss, E. (2006). Corporate financial distress and bankruptcy (3.<sup>a</sup> ed.). New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Balcaen, S. & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38, 63-93.
- Campa, D. & Camacho-Miñamo, M. (2015). The impact of SME's pre-bankruptcy financial distress on earnings management tools. *International Review of Financial Analysis*, 42, 222-234.
- Carmo, C. (2013). *Custo do financiamento bancário e qualidade da informação financeira*. Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial da Universidade de Aveiro, Portugal. Acedido em fevereiro de 2016, em <https://ria.ua.pt/handle/10773/13801>
- Charitou, A., Lambertides, N. & Trigeorgis, L. (2007). Earnings behaviour of financially distressed firms: the role of institutional ownership. *ABACUS*, 43(3), 271-296
- Charitou, A., Neophytou, E. & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465-497.
- Carvalho, P. (2009). *Fundamentos da gestão de crédito: uma contribuição para o valor das organizações* (1.<sup>a</sup> ed.). Edições Sílabo: Lisboa
- Cohen, D., Mashruwala, R. & Zach, T. (2010). The use of advertising activities to meet earnings benchmarks: evidence from monthly data. *Review of Accounting Studies*, 15(4), 808-832.
- Dechow, P. & Dichev, I. (2002). The quality of accruals and earnings: the role of accrual estimation errors. *The Accounting Review*, 77, 35-59
- Dechow, P., Ge, W. & Schrand, C. (2010). Understanding earnings quality: a review of the proxies, their determinants and their consequences. *Journal of Accounting and Economics*, 50 (2), 344- 401
- Dechow, P., Hutton, A., Kim, H. & Sloan, R. (2012). Detecting earnings management: a new approach. *Journal of Accounting Research*, 50(2), 275–334.
- Dechow, P. & Schrand, C. (2004). Earnings Quality. *The Research Foundation of CFA Institute*.
- Dechow, P. & Sloan, R. (1991). Executive incentives and the horizon problem: an empirical investigation. *Journal of Accounting and Economics*, 14(1), 51-89.
- Dechow, P., Sloan, R. & Sweeney, A. (1995). Detecting earnings management. *The Accounting Review*, 70(2), 193-225
- DeFond, M. (2010). Earnings quality research: advances, challenges and future research. *Journal of Accounting and Economics*, 50, 402-409

- Francis, J., LaFond, R., Olsson, P. & Schipper, K. (2005). The market pricing of accruals quality. *Journal of Accounting and Economics*, 39, 295-327
- Gilbert, L., Menon, K. & Schwartz, K. (1990). Predicting bankruptcy for firms in financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1)
- Gonçalves, D. (2011). *Estimação da probabilidade de falência aplicação empírica em PME's não financeiras portuguesas*. Faculdade de Economia da Universidade do Porto, Porto. Acedido em fevereiro de 2016, em [https://sigarra.up.pt/fadeup/pt/pub\\_geral.show\\_file?pi\\_gdoc\\_id=146557](https://sigarra.up.pt/fadeup/pt/pub_geral.show_file?pi_gdoc_id=146557)
- Graham, J., Harvey, C., Rajgopal, S. (2005). The economic implications of corporate financial reporting. *Journal of Accounting and Economics*, 40, 3-73
- Herrmann, D., Inoue, T. & Thomas, W. (2003). The sale of assets to manage earnings in Japan. *Journal of Accounting Research*, 41(1), 89-108.
- Holland, D. & Ramsay, A. (2003). Do Australian companies manage earnings to meet simple earnings benchmarks? *Accounting and Finance*, 43, 41-64
- Hosmer, D. & Lemeshow, S. (2000). *Applied logistic regression* (2.<sup>a</sup> ed.). Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd.
- Hribar, P. & Nichols, D. (2007). The use of unsigned earnings quality measures in tests of earnings management. *Journal of Accounting Research*, 45(5), 1017-1050
- Johnston, J. & Dinardo, J. (2001). *Métodos Económicos* (1.<sup>a</sup> ed.).
- Jones, J. (1991). Earnings management during import relief investigations. *Journal of Accounting Research*, 29(2), 193-228.
- Kalleberg, A. & Leicht, K. (1991). Gender and organizational performance: determinants of small business survival and success. *Academy of Management Journal*, 34(1), 136-161
- Kothari, S., Leone, A. & Wasley, C. (2005). Performance matched discretionary accrual measures. *Journal of Accounting and Economics*, 39(1), 163-197.
- Lara, J., Osma, B. & Neophytou, E. (2009). Earnings quality in ex-post failed firms. *Accounting and Business Research*, 39(2), 119-138.
- Leach, R. & Newsom, P. (2007). Do firms manage their earnings prior to filing for bankruptcy? *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 11(3), 125-137.
- Marôco, J. (2011). *Análise estatística com o SPSS Statistics* (5.<sup>a</sup>ed.) ReportNumber: Perô Pinheiro
- McNichols, M. & Wilson, P. (1988). Evidence of earnings management from the provision for bad debts. *Journal of Accounting Research*, 26, 1-31.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109 - 131.
- Perez, G. & Hemmen, S. (2010). Debt, diversification and earnings management. *J. Account. Public Policy*, 29, 138 - 159

Perry, S. & Grinaker, R. (1994). Earnings expectations and discretionary research and develop. *Accounting Horizons*, 8(4).

Platt, D. & Platt, M. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance and Accounting*, 17(1), 31–51.

Rodrigues, M. (2011). O tratamento e análise de dados. In Silvestre, H. & Araújo, J. *Metodologia para a Investigação Social*. (1.<sup>a</sup> ed.) (171-210). Cascais: Escolar Editora

Rosner, R. (2003). Earnings manipulation in failing firms. *Contemporary Accounting Research*, 20(2), 361-408.

Roychowdhury, S. (2006). Earnings management through real activities manipulation. *Journal of Accounting and Economics*, 42(3), 335-370

Tucker, J. (1996, agosto). Neural networks versus logistic regression in financial modelling: a methodological comparison. *Comunicação apresentada no Proceedings of the 1996 World First Online Workshop on Soft Computing*. Japão, Nagoya