



Instituto Superior de Economia e Gestão

UNIVERSIDADE TÉCNICA DE LISBOA

DESDE 1911

## **MESTRADO EM FINANÇAS**

### **TRABALHO FINAL DE MESTRADO**

DISSERTAÇÃO

MODELO DE ESTIMAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO NOS  
CLUBES DE FUTEBOL

BERNARDO GONÇALVES DA COSTA DE MATOS

SETEMBRO - 2013



Instituto Superior de Economia e Gestão

UNIVERSIDADE TÉCNICA DE LISBOA

DESDE 1911

## **MESTRADO EM FINANÇAS**

### **TRABALHO FINAL DE MESTRADO**

DISSERTAÇÃO

MODELO DE ESTIMAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO NOS  
CLUBES DE FUTEBOL

BERNARDO GONÇALVES DA COSTA DE MATOS

**ORIENTAÇÃO:** ANTÓNIO CARLOS DE OLIVEIRA SAMAGAIO

## Resumo

Este trabalho de investigação tem como objectivo o desenvolvimento de um modelo de previsão de risco de crédito para os clubes de futebol de Inglaterra e Espanha. A temática da avaliação do risco de crédito tem sido objecto de inúmeros estudos, pois existe a necessidade premente de estimar a probabilidade de falência de uma entidade, por forma a evitar perdas significativas para os investidores.

A técnica para estimar o risco de crédito foi a da regressão logística, através de uma amostra emparelhada de 42 clubes espanhóis e ingleses de futebol profissional. As variáveis independentes são rácios financeiros calculados a partir de informação reportada nas demonstrações financeiras dos clubes.

Após a realização de diversos testes, o modelo final de estimação de risco de crédito é composto pelos seguintes rácios: Passivo de curto prazo / Activo total, Disponibilidades / Vendas, Capitais Próprios / Vendas e RAI / Vendas. Em termos globais, os resultados evidenciados pela matriz de classificação demonstraram que o modelo de previsão de falência teve uma taxa de acerto de cerca de 88,1 %. Isto significa que o modelo permitiu prever correctamente a situação de 37 dos 42 clubes. Posteriormente foi feita uma simulação para calcular a probabilidade de falência dos clubes, em que foi concluído que os clubes classificados como falidos apresentam probabilidades de falir acima dos 92% e os não falidos, abaixo dos 1% de entrarem em falência. Para além de acrescentar evidência empírica à temática da avaliação do risco de crédito, o presente trabalho desenvolve uma ferramenta que pode ser útil aos vários *stakeholders* dos clubes de futebol.

**Palavras-chave:** Risco de crédito, clubes de futebol, indicadores financeiros, regressão logística, probabilidade de falência

## Abstract

This research has the objective to develop a credit risk model for the English and Spanish football clubs. The credit risk evaluation has been subject to several studies, because there is a necessity to estimate a firm's bankruptcy probability in order to avoid significant losses from the investors' part.

The technique to estimate the credit risk was the logistic regression, through a paired sample of 42 Spanish and English professional football clubs. The independent variables are financial ratios calculated from the information reported in the clubs' financial statements.

After several tests, the credit risk's final model consists in the following ratios: Short-term Liabilities / total assets, Cash / Sales, Equity / Sales, Net income before taxes / Sales. In global terms, the results shown by the classification matrix, demonstrate that the bankruptcy prediction model had an accuracy rate of 88,1 %. This means that the model could predict correctly 37 of the 42 clubs. Subsequently, it was made a simulation to calculate a club's bankruptcy probability, which was concluded that the clubs classified as bankrupted have a bankruptcy probability above 92% and the clubs classified as non-bankrupted, less than 1% bankruptcy probability. In order to add empirical evidence to the evaluation of credit risk issue, this research develops a tool to help the football clubs' stakeholders.

**Keywords:** Credit Risk, football clubs, financial ratios, logistic regression, default probability

## **Agradecimentos**

Agradeço,

Ao meu orientador, o Professor António Samagaio pela contribuição e orientação ao longo de todo o trabalho realizado.

À professora Isabel Proença pela ajuda com o programa SPSS.

Ao Sr. António Silva da empresa *Bureau Van Dijk* por me ter fornecido os dados relevantes para o trabalho.

Por fim, à minha família e aos meus amigos pela paciência que tiveram e pelo incentivo que me foram dando ao longo de todo o trabalho.

# Índice

Resumo.....	iii
Abstract .....	iv
Agradecimentos.....	v
Índice de Figuras .....	vii
Índice de Tabelas.....	viii
1.Introdução .....	1
2.Enquadramento teórico – Indústria do Futebol .....	3
3.Revisão de literatura.....	5
3.1.Sistemas de <i>Rating</i> : .....	5
3.2.Sistemas de <i>Scoring</i> : .....	6
3.3.Análise Univariada.....	6
3.4.Análise Multivariada .....	7
4.Pesquisa e Recolha da informação .....	16
4.1 Amostra .....	16
4.2 Selecção das variáveis utilizadas.....	18
4.3 Metodologia utilizada – Modelo de Regressão Logística .....	19
5.Análise dos resultados.....	21
5.1 Avaliação da capacidade de classificação do modelo .....	24
5.2.Avaliação do ajuste do modelo .....	25
5.3 Validação do Modelo .....	27
5.4 Testes de Robustez .....	29
5.5.Aplicação do Modelo e Calculo da probabilidade .....	29
6.Conclusão.....	31
7. Referências .....	33
Anexos.....	35
Anexo 1 -Tabelas de qualidade de rating de crédito das agências Moody’s e S & P.....	35
Anexo 2 - Relatório dos clubes ingleses falidos.....	36
Anexo 3 - Rácios financeiros utilizados para a construção do modelo.....	37
Anexo 4 – Teste de diferença de médias entre amostras independentes .....	39
Anexo 5 – Estimação da probabilidade de falência para alguns clubes .....	45

## Índice de Figuras

Figura 1 – Curva ROC.....	28
---------------------------	----

## Índice de Tabelas

Tabela I - Modelo de Mercado: <i>Spread</i> de taxa de Juro.....	8
Tabela II - Modelo de Mercado: Taxas de mortalidade e de migração de crédito.....	9
Tabela III - Modelo de opções.....	10
Tabela IV - Modelo univariado de Beaver.....	11
Tabela V - Análise discriminante (multivariada).....	12
Tabela VI - Modelo de Altman Z-Score .....	13
Tabela VII - Modelo Logit .....	14
Tabela VIII - Modelo Probit .....	15
Tabela IX – Clubes Espanhóis.....	17
Tabela X - Clubes Ingleses.....	18
Tabela XI - Variáveis excluídas à priori do Modelo.....	19
Tabela XII - Variáveis do Modelo.....	23
Tabela XIII – Correlação das variáveis.....	24
Tabela XIV - Capacidade de previsão do Modelo .....	25
Tabela XV - Testes de coeficientes do modelo.....	26
Tabela XVI – Teste de qualidade do modelo.....	27
Tabela XVII - Teste de Hosmer e Lemeshow.....	27
Tabela XVIII - Clubes falidos e não falidos.....	30

## 1.Introdução

No actual contexto de crise económica, a saúde financeira de uma empresa tornou-se um aspecto cada vez mais importante para os analistas de crédito. O trabalho dos analistas de crédito consiste fundamentalmente na avaliação de risco de crédito das empresas. De acordo com Bessis (1998), o risco de crédito é definido pelas perdas geradas por um evento de *default* do devedor, ou pela deterioração da sua qualidade de crédito.

Os modelos de avaliação de risco de crédito constituem uma importante ferramenta de auxílio no processo de tomada de decisão quanto à concessão ou não de crédito à empresa em questão. A previsão da possível falência da empresa é uma informação relevante para os seus credores e accionistas, pois a concretização deste cenário pode resultar em perdas financeiras significativas para os investidores da empresa.

A partir da década de 60 do século XX a gestão e avaliação do risco de crédito tornou-se numa temática bastante estudada que teve como pioneiros os trabalhos de Beaver (1966) e Altman (1968). Com o passar dos anos foram surgindo outros trabalhos importantes como os de Deakin (1972), Ohlson (1980), Zmijewski (1984) e Laitinen (1999) que procuram desenvolver modelos de avaliação de risco de crédito para as empresas. Mais recentemente foram surgindo em Portugal trabalhos sobre esta temática como os de Neves e Silva (1998), Barros (2008) e Caeiro (2011). Todos estes trabalhos tiveram como base a criação ou utilização de modelos quantitativos baseados em indicadores financeiros calculados através da informação financeira disponibilizada pelas empresas. Todavia, a literatura evidencia que as metodologias aplicadas pelos vários autores diferem entre si e por isso, não existe um modelo padrão aplicável a qualquer sector de actividade.

O presente estudo visa desenvolver um modelo de avaliação de risco de crédito para a indústria do futebol profissional. À semelhança dos estudos desenvolvidos em outros sectores, o nosso trabalho utiliza uma amostra constituída com base em clubes Ingleses e Espanhóis, sendo que o número de clubes falidos é igual ao número de não falidos. Os clubes vão ser emparelhados de acordo com o mesmo número de activos e o mesmo país, tal como a literatura recomenda. Assim com base nos indicadores financeiros dos clubes pretende-se criar um modelo logístico capaz de avaliar e prever o risco de crédito dos clubes de futebol no espaço de 1 ano. Os indicadores financeiros são capazes de avaliar o estado de uma empresa e a sua escolha será feita através de uma análise estatística suportada por uma explicação tendo em consideração a teoria económica e financeira.

A relevância e motivações para este estudo decorrem de três factores. Em primeiro lugar, o futebol é uma indústria que tem apresentado taxas de crescimento das receitas bastante interessantes face aos restantes sectores da economia Europeia. No ano de 2012 a indústria do futebol teve receitas no valor de 19,4 mil milhões de euros<sup>1</sup>. Em segundo lugar e embora tenha havido um crescimento de receitas em vários clubes Europeus, eles não estão a ser geridos da melhor forma, tendo muitos aberto falência e violando as regras de fair play financeiro da UEFA. Exemplos desses clubes são o Glasgow Rangers da Escócia e a União de Leiria em Portugal que declararam falência por falta de pagamento das dividas, tendo como consequência a despromoção para divisões inferiores. O facto de um clube fechar portas trás ainda um grande impacto social e cultural uma vez que os adeptos de futebol são muito ligados aos clubes. Por vezes são mesmo os próprios adeptos a salvarem o clube da falência. Finalmente, tanto quanto é o nosso conhecimento, trata-se do primeiro trabalho que procura desenvolver um modelo de avaliação de risco de crédito à indústria de futebol, alargando assim, a base de estudo

---

<sup>1</sup> Fonte: Anual review of football finance 2013 report

Empírico sobre a temática. Por outro lado, este trabalho pode ser útil para os credores que regularmente celebram contratos de financiamento com os clubes de futebol.

Após esta introdução, o presente trabalho está estruturado da seguinte forma. No capítulo 2 será feito um enquadramento teórico sobre a temática do risco de crédito e a indústria do futebol. No capítulo 3 serão apresentados modelos sobre a previsão de falência de empresas. No capítulo 4 será apresentada a amostra para a criação do modelo bem como a metodologia utilizada. O capítulo 5 é dedicado a análise dos resultados obtidos e por fim o capítulo 6 será reservado para as principais conclusões do trabalho desenvolvido.

## **2.Enquadramento teórico – Indústria do Futebol**

Embora estejamos a viver uma crise económica e financeira a todos os níveis, a indústria do futebol é das poucas que continua a crescer. Alguns factores estão na base de afirmar este mesmo crescimento, como o aumento das receitas por parte dos clubes mais ricos, aumento das receitas comerciais e ainda a entrada de muitos investidores nos clubes preparados para grandes investimentos financeiros. Na época de 2011/2012, as receitas do futebol profissional Europeu tiveram um crescimento de cerca de 11% equivalente a 19,4 mil milhões de euros.

A “*Barclays Premier League*”, que continua a ser a liga com melhor performance, teve um crescimento de 16% em relação à temporada anterior, representando cerca de 2,9 mil milhões de euros. A “Liga BBVA” teve um pequeno crescimento de cerca de 3% (1,8 mil milhões de euros)<sup>2</sup>, devendo-se essencialmente às receitas do Real Madrid

---

<sup>2</sup> Fonte: Annual Review of Football Finance 2013 (todos os valores)

Futebol Club e ao Futebol Club de Barcelona. Estas duas ligas estão no top 3 das melhores ligas, em que está inserida também a liga Alemã.

No entanto, Inglaterra e Espanha são também os países que apresentam maior percentagem de clubes a entrar em situação de falência. Esta situação tem-se verificado devido ao facto de grande parte dos clubes apresentarem de ano para ano resultados operacionais negativos bem como valores de dívidas bastante altos, sendo por vezes maiores que o próprio activo. Estes factos evidenciam que vários clubes têm gastos superiores às receitas geradas, ameaçando desta forma a sua sustentabilidade financeira no médio-longo prazo.

O objectivo da gestão de um clube de futebol centra-se essencialmente na maximização da sua performance desportiva bem como a sustentabilidade financeira do clube. No entanto, este paradigma tem vindo a ser alterado devido à entrada de milionários nos clubes, dispostos a investir o máximo de dinheiro possível por forma a terem sucesso desportivo. Tal situação tem levado ao esquecimento da sustentabilidade do próprio clube. Como este aspecto se veio tornando cada vez mais importante para o organismo que regula o futebol Europeu, a UEFA, foi criado um regulamento de fair play financeiro.

O *Financial Fair Play*, designado por FFP, foi aprovado pela UEFA em Setembro de 2009, tendo em Maio de 2010 entrado em vigor. O FFP foi implementado com o objectivo de garantir e cimentar no curto prazo a sustentabilidade dos clubes de futebol. A UEFA pretende uma maior disciplina financeira, de modo a controlar os grandes investimentos feitos por parte dos grandes clubes. Os regulamentos consistem num conjunto de regras que os clubes têm de seguir de modo a fomentar os princípios de transparência e credibilidade. Caso algum clube não cumpra com estes requisitos, corre

o risco de não poder participar nas competições Europeias bem como sofrer muitas pesadas.

### **3.Revisão de literatura**

Neste capítulo serão apresentadas as várias metodologias que podem ser seguidas para criar o modelo de avaliação de risco de crédito. Posteriormente irão também ser apresentados os diversos modelos que podem ser usados para estimar o risco de crédito de uma empresa.

#### **3.1.Sistemas de *Rating*:**

Para Neves e Silva (1998), os sistemas de *Rating* classificam os títulos de dívida, como obrigações, numa escala de risco, reflectindo a capacidade de pagamento dessa mesma dívida.

O Processo de atribuição de *Rating* representa um indicador de probabilidade da dívida (capital e juros) ser paga em tempo útil. As agências de *Rating* têm como objectivo atribuir um *rating* aos títulos de dívida de uma empresa, em que a mesma pode ter vários títulos de dívida com classificações de crédito diferentes. Para tal um título de dívida poderá variar entre graus diferentes de *rating*. No anexo 1 é apresentado dois exemplos de sistemas de *rating* adoptados pela Moody's e Standard & Poor's

### **3.2.Sistemas de *Scoring*:**

Para Neves e Silva (1998) os sistemas de *Scoring* aplicam rácios e outros indicadores financeiros para classificar o nível de risco das empresas, tendo por base os seus dados financeiros. Os modelos de *Scoring* podem ser teóricos ou empíricos.

Os modelos teóricos são os mais utilizados no dia-a-dia pois são baseados na experiência e conhecimento teórico de um analista de crédito. Apesar destes modelos serem mais rápidos e fáceis de serem utilizados, a sensibilidade e conhecimentos teóricos do analista podem estar desfasados da realidade e tornar o modelo ineficaz.

Os modelos empíricos utilizam técnicas estatísticas para seleccionar os rácios relevantes e a ponderação dos mesmo numa função que permita classificar o nível de risco de crédito da empresa. As técnicas estatísticas podem ser paramétricas e não paramétricas. As técnicas não paramétricas estudam os dados que apresentam uma função de distribuição não normal. Estas técnicas têm sido cada vez mais utilizadas nos estudos sobre previsão de falência empresarial e têm apresentando uma boa eficiência na classificação das empresas. No entanto ainda são desconhecidas no mundo empresarial. Quanto às técnicas paramétricas destacam-se as análises univariadas e multivariadas.

### **3.3.Análise Univariada**

A análise univariada permite a identificação das variáveis que individualmente possuem um maior poder explicativo quanto à possibilidade de entrar em falência. Este tipo de análise faz com que apenas exista uma variável independente que possa explicar a variável dependente.

O trabalho de Beaver (1966) foi pioneiro ao adotar a análise univariada na previsão de falência de empresas dos Estados Unidos da América.

### **3.4. Análise Multivariada**

A análise multivariada difere da univariada na medida em que a variável dependente é explicada através de um conjunto de variáveis independentes. Segundo Cook e Nelson (1998) este tipo de análise é conhecido por fazer ultrapassar os problemas das análises univariadas, uma vez que não se restringe a ter apenas uma variável independente mas sim, várias.

Os modelos mais utilizados para este tipo de análise são a análise discriminante, o modelo *Logit* e o modelo *Probit*. A análise discriminante procura a melhor forma de discriminar os grupos de risco enquanto os modelo *Logit* e *Probit* baseiam-se numa função logística e função normal respectivamente, semelhante a uma regressão linear. Através da definição de duas sub-populações obtém-se uma função que permita calcular o risco de falência.

Após esta breve análise dos vários modelos, nas Tabelas I a VIII são apresentados vários estudos que debruçaram-se sobre a avaliação do risco de crédito.

**Tabela I - Modelo de Mercado: *Spread* de taxa de Juro**

Autores	Variável Dependente	Variável independente	Metodologia	Explicação do Modelo	Objectivos e outras informações
Neves (2005)	P= probabilidade da empresa cumprir integralmente com os pagamentos de reembolsos e juros	$k_d$ - taxa de rendimento da obrigação da empresa	$P = (1+r_f) / (1+k_d)$	São utilizados os prémios de risco inerentes às taxas de rendibilidade (yield) das obrigações das empresas. Esta análise passa por construir curvas de rendibilidade até á maturidade para as obrigações do Tesouro e para as obrigações das empresas classificadas em grupos de Rating. O spread entre as yields das obrigações em causa e das obrigações do tesouro, evidenciam o prémio de risco que o mercado atribui a essas obrigações.	Segundo Neves e Silva (1998) o objectivo do modelo passa por calcular a probabilidade de uma empresa entrar em situação de incumprimento com base na taxa de rendimento da obrigação da empresa e com a taxa de juro sem risco Fons (1994) utiliza este tipo de análise em situações realistas, e em que tem em conta mais do que 1 período para análise da probabilidade de default. Para a utilização deste modelo é necessário que as empresas emitam obrigações.
Neves e Silva (1998)			Prémio de risco = $k_d - r_f$		
Fons (1994)			Probabilidade de incumprimento = $1-p$		

**Tabela II - Modelo de Mercado: Taxas de mortalidade e de migração de crédito**

Autores	Variável Dependente	Variável independente	Metodologia	Explicação do Modelo	Objectivos e outras informações
Neves (2005) Neves e Silva (1998)	TMM <sub>i</sub> - Taxa de mortalidade marginal no ano i.	VI <sub>(x)i</sub> - é o valor das obrigações com rating x que entraram em incumprimento no ano i de vida  V <sub>(x)i</sub> - é o valor das obrigações de rating x em cumprimento no início do ano i	TMM <sub>i</sub> = VI <sub>(x)i</sub> / V <sub>(x)i</sub>	Segundo Neves e Silva (1998), este método vai ter em conta os dados históricos de incumprimento das empresas e as taxas de mortalidade de crédito com a mesma qualidade. A taxa de mortalidade marginal no 1º ano é a probabilidade de incumprimento do devedor durante o 1º ano de período de reembolso. A taxa de mortalidade marginal no 2º ano é a probabilidade de incumprimento do devedor nesse ano, uma vez que cumpriu as suas obrigações financeiras no 1º ano.	O objectivo do modelo é o de calcular o risco de crédito de uma empresa com base na taxa de mortalidade marginal e na probabilidade de migração de crédito. Este conceito de migração de crédito evidencia a mudança de classificação de rating das obrigações de ano para ano. As agências de rating produzem matrizes de transição que mostram a probabilidade de migração de crédito entre diferentes ratings. Com esta informação é possível calcular o risco de crédito.

**Tabela III - Modelo de opções**

Autores	Variável Dependente	Variável independente	Metodologia	Explicação do Modelo	Objectivos e outras informações
Merton (1974)	F( $\tau$ ) - Valor de mercado da dívida com risco	$\tau$ - Período de tempo que decorre até à maturidade	$F(\tau) = Be^{(-r_f\tau)} [ (1/d) N(h_1) + N(h_2) ]$	Segundo Merton (1974) é calculado o valor de mercado da dívida em risco. O autor mostra que o credor deveria ajustar o prémio de risco em função das variações do endividamento (d) e do risco inerente ao valor dos activos ( $\sigma^2$ ):  $\partial[k_d - r_f] / \partial d > 0$ e $\partial[k_d - r_f] / \partial \sigma > 0$  Quanto maior o d e o $\sigma$ de um devedor, maior o risco de crédito.	O objectivo do modelo de opções é o de calcular a probabilidade de uma empresa entrar em falência. Segundo Neves Silva (1998), Black e Scholes (1973) e Merton (1974), o crédito de uma empresa pode ser visto como uma opção de venda sobre os activos de uma empresa. Os credores detêm a opção de venda sobre os activos da empresa, que poderão exercer caso o devedor entre em incumprimento. No caso do valor dos activos ser superior ao valor da dívida, a administração da empresa pagará normalmente o capital e os juros. Mas se o valor dos activos cair abaixo do valor do passivo, a empresa entra em insolvência e os credores têm o direito de solicitar insolvência da empresa, recuperando o crédito através da liquidação dos activos da empresa. Black e Scholes (1973) concluiu que um aumento na dívida da empresa, mantendo o valor da empresa, constante, irá aumentar a sua probabilidade de entrar em incumprimento e reduzir o seu valor de mercado.
Black e Scholes (1973)		rf - Tx de juro sem risco do empréstimo com idêntica maturidade	$h_1 = [1 / (2\sigma^2 \tau) - \ln(d)] / (\sigma\sqrt{\tau})$		
Neves e Silva (1998)		d - grau de endividamento da empresa - $Be^{(-r_f\tau)} / A$ A - Valor actual dos activos B - valor do reembolso na maturidade N(h) - valor calculado a partir de uma distribuição normal referindo a probabilidade de exceder o valor de h	$h_2 = [1 / (2\sigma^2 \tau) + \ln(d)] / (\sigma\sqrt{\tau})$  Prémio de Risco da dívida: $k_d - r_f = (-1/\tau) \ln[N(h_2) + (1/d) N(h_1)]$		

**Tabela IV - Modelo univariado de Beaver**

Autores	Variável Dependente	Variável independente	Metodologia	Explicação do Modelo	Objectivos e outras informações
<p>Barros (2008)</p> <p>Beaver, (1966)</p>	<p>Não há ao certo uma variável dependente neste modelo uma vez que este modelo apenas procura mostrar qual o rácio que melhor explica a probabilidade de uma empresa falir.</p>	<p>De uma lista de 30 rácios foram seleccionados 6, com base em 3 critérios:</p> <p>1 – Popularidade</p> <p>2 - performance do rácio, em estudos anteriores</p> <p>3 - preponderância no rácio em termos do "cash-flow</p> <p>Rácios:</p> <p>1 - Cashflow / passivo</p> <p>2 - Resultado líquido / activo</p> <p>3 - Passivo / activo</p> <p>4 - Fundo de maneiro / activo</p> <p>5 - Activo Circulante / passivo circulante</p> <p>6 - (activo circulante / Existências) / custos operacionais desembolsáveis</p>	<p>O modelo de Beaver (1966) é baseado numa análise univariada onde cada rácio é estudado separadamente. Sendo assim, este modelo univariado permite identificar factores relacionados com a falência das empresas, não tendo proporcionado uma relevante medida de risco.</p>	<p>Beaver (1966) foi também um dos pioneiros no uso de técnicas estatísticas na análise de rácios financeiros para prever a falência das empresas. Este estudo é baseado na aplicação de métodos estatísticos como o teste de classificação dicotómica, análise da percentagem de erro e análise de cada um dos 6 rácios, para conseguir mostrar qual dos rácios explica melhor a probabilidade de uma empresa entrar em situação de incumprimento.</p>	<p>Através da comparação de cada rácio Beaver (1966) pretende encontrar qual o que explica melhor a probabilidade de falência da empresa. O estudo baseou-se inicialmente em 30 rácios de 79 empresas falidas e 79 não falidas Dos 30 apenas foram escolhidos 6 rácios. Os dados das empresas correspondiam aos últimos 5 anos antes da falência.</p> <p>Deste estudo concluiu-se que o rácio mais significativo, que permitiu a reclassificação correcta de 87% das empresas, um anos antes da falência e de 78% cinco anos antes da falência foi o cashflow / passivo</p> <p>Beaver (1966) concluiu ainda que os rácios prevêem melhor a não falência do que a falência, para além de que as empresas em boa situação financeira são estáveis ao longo do tempo e as empresas em má situação vão-se degradando.</p> <p>Uma das limitações da análise univariada é o facto de não permitir estudar a relação existente entre os rácios, uma vez que são estudados isoladamente.</p>

**Tabela V - Análise discriminante (multivariada)**

Autores	Variável Dependente	Variável independente	Metodologia	Explicação do Modelo	Objectivos e outras informações
Altman, (1968)	IG - índice global, que será tanto mais negativo quanto maior for o risco de falência.	X <sub>1</sub> , X <sub>2</sub> , X <sub>3</sub> , X <sub>x</sub> , todos os rácios financeiros que são representados por X <sub>x</sub> , que serão utilizados para o modelo.	$IG = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_k X_{ki}$ <p>Determinação do ponto de separação:  <math display="block">IG_c = (IG_0 + IG_1 / 2) = 0</math>                     IG<sub>c</sub>= ponto de separação                      IG<sub>0</sub> = centro do grupo 0 (não falidas)                      IG<sub>1</sub>=centro do grupo 1 (falidas)</p> <p>O ponto de separação, irá separar o limite das empresas falidas para as não falidas.</p>	<p>O modelo consiste em encontrar combinações lineares das variáveis independentes que normalmente são rácios financeiros que melhor discriminam indivíduos de diferentes grupos. Este método consiste em determinar uma regra para classificar um indivíduo com base na observação de um conjunto de n variáveis independentes num dos vários grupos pré-definidos (var dependente). Para o caso de haver duas populações como empresas falidas e não falidas, as variáveis independentes são distribuídas dentro de cada grupo, de acordo com a distribuição normal multivariada com diferentes médias e matrizes de dispersão iguais.</p>	<p>O objectivo da análise discriminante é identificar as características que distinguem um grupo específico de um outro grupo de modo que conhecidas as características de um novo indivíduo se possa prever a que grupo pertence. (falido ou não falido)</p> <p>A par da regressão logística este é o modelo mais utilizado para estudos como os da previsão de falência Este modelo tem como vantagens:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Capacidade discriminativa que permite definir fronteira entre grupos distintos</li> <li>- Possibilidade de aliar na mesma técnica um instrumento robusto de previsão com a capacidade de classificar</li> </ul> <p>No entanto apresenta a vantagem de que as variáveis independentes sejam distribuídas dentro de cada grupo com a distribuição normal multivariada com diferentes medias e matrizes e dispersão iguais.</p>
Santos (2000)					

**Tabela VI - Modelo de Altman Z-Score**

Autores	Variável Dependente	Variável independente	Metodologia	Explicação do Modelo	Objectivos e outras informações
Barros (2008) Altman, 1968)	Z - Probabilidade da empresa entrar em falência	$X_1$ = Fundo de Maneio / activo total $X_2$ = Resultados Retidos / activo $X_3$ = Resultado antes de juros e impostos / activo $X_4$ = Valor de mercado dos Capitais Próprios/ passivo $X_5$ = Vendas / Activo	<p>Função Discriminante obtida por Altman (1968):</p> $Z = 1,2 X_1 + 1,4 X_2 + 3,3 X_3 + 0,6 X_4 + 0,999 X_5$ <p>Caso não seja conhecido o valor de mercado da empresa, Altman fez uma nova estimação do modelo utilizando o valor dos capitais próprios tendo obtido a seguinte função:</p> $Z = 0,717 X_1 + 0,847 X_2 + 3,107 X_3 + 0,42 X_4 + 0,998 X_5$ <p>Se Z-Score &lt; 1,80: Probabilidade elevada de falência;</p> <p>– Se entre (1,80-3,00) Incerteza da probabilidade de falência</p> <p>– Se Z-Score &gt; 3,00: Probabilidade reduzida de falência.</p>	<p>De uma lista de 22 rácios, Altman (1968) seleccionou os 5 rácios que entendeu que melhor explicariam a probabilidade de a empresa falir. Para a utilização deste modelo, são calculados os rácios das empresas, que serão introduzidos na fórmula de maneira a chegar a um valor Z que irá indicar a probabilidade de uma empresa entrar em falência.</p>	<p>Objectivo do modelo é o de calcular a probabilidade de uma empresa entrar em falência com base na combinação linear de rácios financeiros.</p> <p>Altman (1968) apresentou uma amostra de 66 empresas no seu estudo, sendo que 33 estavam em processo de falência no período entre 1946-1965, e as outras 33 estavam em situação considerada normal.</p> <p>Este modelo provou ser capaz, para a amostra de empresa referida, de prever a probabilidade de falência com uma previsão de aproximadamente 94% no espaço de 1 ano e de mais de 70% no espaço de 2 anos antes de esta se verificar. Este para ser aplicado em empresas privadas e pequenas empresas, é necessário um ajustamento.</p> <p>Altman (1968) desenvolveu um modelo Z-score revisto, em que abandonou as variáveis <math>X_4</math> e <math>X_5</math> substituindo-as por uma nova variável <math>X_4</math> - capitais próprios / passivo total.</p>

**Tabela VII - Modelo Logit**

Autores	Variável Dependente	Variável independente	Metodologia	Explicação do Modelo	Objectivos e outras informações
<p>Neves e Silva (1998)</p> <p>Caeiro (2011)</p>	<p>Variável dependente Binária: Y pode tomar valores de 1 ou zero. Sendo que Y representa a prob. de falência de uma empresa.</p>	<p><math>X_1, X_2, X_3, X_x</math>, todos os rácios financeiros que são representados por <math>X_x</math>, que serão utilizados para o modelo.</p>	<p><math>Y_i^* = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_k X_{ki}</math></p> <p><math>Y_i = 1</math>, se <math>Y_i^* \geq 0</math></p> <p>0, se <math>Y_i^* &lt; 0</math></p> <p><math>\text{Prob}(Y_i = 1) = \text{Prob}(Y_i &gt; 0) = \text{Prob}(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_k X_{ki} + u_i) &gt; 0 = \text{Prob}(u_i &gt; -X_i \beta)</math></p> <p>e por conseguinte, <math>\text{Prob}(Y_i = 0) = \text{Prob}(u_i - X_i \beta)</math>.</p> <p>Modelo logit:  <math>E(Y) = \frac{\text{prob}(Y=1)}{1 + e^{-x}}</math></p>	<p>Na regressão logística existem 3 métodos que diferem pela forma como são seleccionadas as variáveis. O método Enter caracteriza-se por introduzir no modelo todas as variáveis em estudo. O método backward caracteriza-se por introduzir no modelo todas as variáveis e com o decorrer do processo, vai sendo eliminada uma variável de cada vez para que quando o processo terminar, termos definido o modelo final. O método forward caracteriza-se por considerar a variável de maior coeficiente de correlação, observado com a variável resposta. Em cada uma das etapas uma nova variável pode ser adicionada de forma a construir o modelo final. A aplicação do modelo requer: calcular os rácios financeiros, que serão multiplicados pelo respectivo coeficiente para chegar a um valor y. Depois é calculada a probabilidade de falência.</p>	<p>O objectivo é o de calcular a probabilidade de falência de uma empresa. Na regressão logística utiliza-se frequentemente a técnica stepwise, a qual corresponde a um processo de entrada ou retirada de variáveis ao modelo, baseado em critérios como o teste Wald ou máxima verosimilhança, em que as variáveis com valores estatísticos mais elevados são as primeiras a ser incluídas no modelo. Tem como principais vantagens não exigir uma distribuição normal e permitir variáveis quantitativas e qualitativas. As desvantagens prendem-se com o facto de poderem existir outliers e missing values e pode existir demasiada correlação entre as variáveis.</p>

**Tabela VIII - Modelo Probit**

Autores	Variável Dependente	Variável independente	Metodologia	Explicação do Modelo	Objectivos e outras informações
Barros (2008)	<p>Variável dependente Binária: Y pode tomar valores de um ou zero. Sendo que Y representa a probabilidade de falência de uma empresa.</p>	<p><math>X_1, X_2, X_3, X_x</math>, todos os rácios financeiros que são representados por <math>X_x</math>, que serão utilizados para o modelo.</p>	<p><math>Y_i^* = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_k X_{ki}</math>  <math>Y_i = 1</math>, se <math>Y_i^* \geq 0</math>  <math>0</math>, se <math>Y_i^* &lt; 0</math></p>	<p>A técnica para estimação deste modelo é idêntica à do modelo logit. No entanto existe a diferença que este modelo utiliza a</p>	<p>Este modelo tem como objectivo calcular a probabilidade de um determinado evento de facto acontecer, como a falência.</p>
Caeiro (2011)			<p><math>\text{Prob}(Y_i = 1) = \text{Prob}(Y_i &gt; 0) = \text{Prob}(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_k X_{ki} + u_i) &gt; 0 = \text{Prob}(u_i &gt; -X_i\beta) = 1 - \Phi(-X_i\beta) = \Phi(X_i\beta)</math></p>	<p>"cumulative density function". Os betas calculados em ambos os métodos, acabam por ser idênticos.</p>	<p>Os coeficientes para este modelo necessitam de apresentar uma distribuição normal. As conclusões são idênticas às de utilizar o modelo logit. No entanto, a interpretação dos seus coeficientes é um pouco mais difícil.</p>
Zmijewski (1984)			<p><math>\Phi</math> is the cdf  <math>\Phi(X_i\beta) = \int_{-\infty}^{X_i\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx</math>  <math>\text{Prob}(Y_i = 1) = \Phi(X_i\beta / \sigma)</math></p> <p><math>x_i</math> é uma matriz (nk) sendo n o numero de observações, k os atributos da observação e <math>\beta</math> é o vector dos coeficientes estimativos da função.</p>	<p>Y é uma função linear que irá explicar as variáveis x. Será necessário conhecer a probabilidade de por exemplo obter certo nível de rating de crédito para através dessa probabilidade podermos estimar os coeficientes <math>\beta</math> através da máxima verosimilhança. Através disso iremos obter uma função F que será a cumulative distribution function.</p>	<p>Zmijewski (1984) testou este modelo com uma amostra de 40 empresas falidas e 800 não falidas e os resultados são idênticos aos resultados das técnicas de amostragem aleatória.</p>

## **4. Pesquisa e Recolha da informação**

### **4.1 Amostra**

O estudo incidiu sobre os clubes de futebol ingleses e espanhóis que entraram em falência durante 2002 e 2012. Os clubes ingleses falidos foram identificados através de informação disponibilizada no relatório Annual Review of Football Finance da consultora Deloitte (2013) (Anexo 2). Adicionalmente, consultámos o site da internet <http://footballmanagement.wordpress.com/> onde estão listados os clubes ingleses que entraram em falência entre 1962-2013, bem como o tipo de falência ocorrida.

Os clubes espanhóis falidos foram identificados pela sua entrada na *Ley Concursal* Espanhola que entrou em vigor no dia 1 de Setembro de 2004, através do decreto-lei 22/2003 de 9 de Julho. Esta lei foi implementada com o intuito de alterar a forma como são tratadas as empresas espanholas em situação de insolvência. Com esta legislação as empresas devem apresentar voluntariamente um concurso para a sua aquisição, antes que se esgotem todos os seus activos e dentro dos dois meses seguintes à data em que foi declarada a falência. Após a solicitação do concurso, as empresas esperam que hajam credores que estejam interessados na empresa, e que possam investir de modo a que a empresa não corra o risco de fechar. Nos últimos anos, o futebol espanhol assistiu a vários clubes que aderiram à *Ley Concursal* tendo alguns conseguido obter suporte financeiro dos credores e assim reuniram as condições para encetar um programa de reestruturação que contribua para a sua sobrevivência.

A amostra deste estudo é composta por 21 clubes falidos e 21 clubes não falidos. Embora nos dois países tenham existido mais clubes em processo de insolvência, a definição da amostra foi condicionada pelo acesso aos dados necessários para levar a cabo o nosso estudo. A construção das duas amostras emparelhadas baseou-se nos critérios do país e no montante semelhante dos activos.

O método de emparelhamento usado foi baseado nos trabalhos de Beaver (1966), Altman (1968) e outros autores com estudos sobre este tema. Este método é o mais usado em estudos sobre a criação de modelos de previsão de falência e tem como principal objectivo controlar os efeitos das diferentes dimensões das empresas de forma que os indicadores financeiros não apresentem grandes desvios e assim tornar a amostra pouco enviesada.

Os quarenta e dois clubes escolhidos para a amostra têm valores para todos os indicadores financeiros escolhidos, fazendo com que não exista qualquer *missing value*, que poderia condicionar a construção do modelo. Nas tabelas IX e X são apresentados os clubes que compõem a amostra do presente estudo.

**Tabela IX – Clubes Espanhóis**

Clubes falidos	Época de falência	Clubes não falidos
Real Sporting de Gijón	2004/2005	Clube Polideportivo Ejido
Málaga Club de Fútbol	2006/2007	Real Club Recreativo de Huelva
Real Club Celta de Vigo	2007/2008	Elche Clube de Fútbol
Real Sociedad de Fútbol	2007/2008	Getafe Clube de Fútbol
Real Murcia Club de Fútbol	2008/2009	Unión Deportiva Almeria
Albacete Balompié	2009/2010	Sociedad Deportiva Eibar
Real Club Deportivo Mallorca	2009/2010	Real Clube Deportivo Espanhol de Barcelona
Cádiz Club de Fútbol	2010/2011	Sociedad Deportiva Huesca
Real Bétis Balompié	2010/2011	Sevilla Fútbol Club
Real Zaragoza	2010/2011	Villarreal Club de Fútbol
Córdoba Club de Fútbol	2010/2011	Club Deportivo Guadalajara
Hércules Club de Fútbol	2010/2011	Club Deportivo Tenerife
Real Racing Club de Santander	2010/2011	Real Oviedo
Real Valladolid Club de Fútbol	2011/2012	Levante Unión Deportiva
Real Club Deportivo de la Coruna	2012/2013	Valencia Club de Fútbol

**Tabela X - Clubes Ingleses**

Clubes falidos	Época de falência	Clubes não falidos
Ipswich Town Football Club	2002/2003	Everton Football Club
Derby County Football Club	2003/2004	Wigan Athletic Football Club
Cambridge United Football Club	2004/2005	Watford Football Club
Southampton Football Club	2008/2009	Wolverhampton Wanderers Football Club
Swindon Town Football Club	2009/2010	Gillingham Football Club
Coventry City Football Club	2011/2012	Bristol Rovers Football Club

#### 4.2 Selecção das variáveis utilizadas

Embora já tenham sido realizados diversos estudos sobre modelos de previsão de falência com base em indicadores financeiros, ainda não existe um consenso sobre o modelo mais relevante para estimar a falência de uma empresa. Uma vez que se pretende obter uma análise abrangente neste estudo, optou-se por seleccionar todos os indicadores financeiros que foram utilizados em outros trabalhos desenvolvidos anteriormente, de modo a descobrir quais são os mais relevantes para explicar a falência dos clubes de futebol. No anexo 3 são enunciados os 58 rácios financeiros identificados na literatura sobre o tema. No entanto salientamos que as variáveis apresentadas na Tabela XI foram excluídas do estudo devido a dois motivos. O rácio “tempo de permanência das existências” não tem expressão económica nos clubes de futebol, pois globalmente o valor reportado da rubrica de Inventários é insignificante ou mesmo inexistente. Os restantes nove indicadores foram excluídos por falta de dados para o seu cálculo.

**Tabela XI - Variáveis excluídas à priori do Modelo**

Rácio	Fórmula
Capacidade de reembolso de empréstimos de curto prazo	$EBE/Empréstimos\ c/prazo$
Prazo de pagamentos ao estado	$Estado\ e\ outras\ entidades\ públicas\ total/Vendas * 360$
Peso do estado no activo	$Estado\ e\ O.E.P./Activo$
Intervalo defensivo Básico	$(Disponibilidades + Clientes)/Despesas\ operacionais\ diárias$
Rotação das existências	$Vendas/Existências$
I&D em relação às vendas	$I\&D/Vendas$
Cobertura do activo por resultados transitados	$Resultados\ transitados/Activo\ total$
Rendibilidade acumulada	$Resultados\ retidos/capitais\ próprios$
Meios financeiros líquidos/activo	$MFL/dividas\ a\ terceiros\ a\ curto\ prazo$
Tempo de permanência das existências	$Existências/Vendas*360$

Os rácios financeiros foram calculados a partir da informação disponibilizada na base de dados Amadeus. Esta situação acabou por condicionar a definição da dimensão da amostra do nosso estudo. De facto, alguns clubes de futebol em situação de falência foram excluídos devido à ausência dos dados necessários ao cálculo da totalidade dos rácios financeiros ou à falta de informação financeira relativa ao ano antes da falência do clube.

#### **4.3 Metodologia utilizada – Modelo de Regressão Logística**

O modelo de previsão de falência utilizado no nosso estudo baseou-se na regressão logística também conhecido como modelo *logit*. Desde os anos 60 do século passado através de Beaver (1966), que a regressão logística é utilizada na previsão de falência das empresas.

O modelo *logit* caracteriza-se por apresentar uma variável dependente binária  $y$ , que pode tomar valores de 0 e 1. Esta técnica estatística tem como fim produzir a partir de um conjunto de observações, um modelo que permita a estimação de valores tomados pela variável  $y$  a partir das suas variáveis explicativas que serão representadas pelos  $x$ .

Esta técnica estatística é bastante útil para resolver problemas que passam por calcular probabilidades de um evento ocorrer como função de outros factores. A escolha pela função logística foi por ser a metodologia mais utilizada para resolver este tipo de problemas e que segundo Lo (198) é um método mais robusto que a análise discriminante, pois pode ser aplicável a distribuições que não sejam a normal.

A função logística é dada pela seguinte expressão:

$$Y_i^* = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_k X_{ki} + U_i$$

$$Y_i = 1, \text{ se } Y_i^* \geq 0$$

$$0, \text{ se } Y_i^* < 0$$

Em que:

$Y_i$  – Representa a variável dependente

$\beta_k$  – Coeficientes da regressão

$X_{ki}$  – Representa as variáveis independentes

$U_i$  – Erro estocástico

Este modelo é aplicado ao tema da previsão de falência das empresas tendo em conta as seguintes etapas. Primeiro calcula-se os rácios financeiros. Em segundo escolhe-se o método (*enter, backward ou forward*) a utilizar para a introdução das variáveis no modelo. Neste estudo foi usado o método *forward* pelo menor valor de máxima verosimilhança. Cada rácio escolhido para o modelo é multiplicado pelo respectivo coeficiente que pode ser positivo ou negativo, obtendo-se o valor de  $y$ . Finalmente a probabilidade de falência é calculada através da expressão:  $\text{prob}(Y=1) = 1 / 1 + e^{-x}$ .

## 5. Análise dos resultados

Esta secção apresenta a análise dos resultados obtidos no processo de estimação do modelo de previsão de falência dos clubes de futebol. Vão ser avaliadas as variáveis inseridas no modelo, a capacidade de classificação do modelo, avaliação do ajuste do modelo, a robustez do modelo e por último um pequeno teste com base nos indicadores financeiros dos clubes que fizeram parte da amostra para calcular a probabilidade de falência. Com o intuito de identificar as características que podem distinguir as empresas falidas e não falidas, procedeu-se a uma análise dos indicadores para verificar se as suas médias diferem significativamente para os grupos dos clubes falidos e não falidos. Para tal foi realizado um teste de igualdade das médias dos grupos cujos resultados estão apresentados no Anexo 4.

O teste de igualdade das médias permite medir a capacidade discriminante de cada variável. Assim quanto maior for o seu valor, maior será a capacidade de classificar correctamente as empresas por grupos distintos (falidos e não falidos). As conclusões tiradas foram as que existem alguns indicadores que não apresentam diferenças significativas nas suas médias pelo que poderiam ser eliminadas *à priori*.

De acordo com Neves e Silva (1998), existem consequências positivas de não se eliminar *à priori* algumas variáveis já que assim se pode obter uma maior latitude na fase de modelização. No entanto, a inclusão dessas variáveis implica algumas desvantagens na modelização principalmente quando o método utilizado é o *forward* ou o *backward*. O problema da não eliminação deve-se ao facto de poder existir multicolinearidade, ou seja demasiada correlação das variáveis escolhidas, que poderá induzir em alguma instabilidade nas estimativas obtidas para os diferentes coeficientes. No entanto, o principal objectivo é a não exclusão de qualquer variável visto que se quer ter um grande alcance de escolha na criação do modelo.

A estimação do modelo foi desenvolvida com recurso ao programa SPSS utilizando rácios financeiros calculados para o ano anterior à falência do clube. O método utilizado para a selecção das variáveis foi o *forward stepwise* pelo critério da máxima verosimilhança, em que o ponto de corte do modelo foi de 0,5.

O modelo final foi composto pelas seguintes cinco variáveis:

$$\gamma = 1,242 - 1,469 * \frac{\text{Passivo Curto Prazo}}{\text{Vendas}} - 23,537 * \frac{\text{Disponibilidades}}{\text{Vendas}} - 1,910 * \frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Vendas}} - 8,524 * \frac{\text{Resultado antes de Imposto}}{\text{Vendas}}$$

### **PCP / At.Total**

Este rácio avalia a percentagem de passivo de curto prazo que está a financiar os activos da empresa. Está ainda inerente o grau de risco a que a empresa está sujeito por se financiar através de passivo de curto prazo

### **Disp. / Vendas**

Este rácio indica a acessibilidade que uma empresa tem ao seu capital. Valores altos neste rácio são indicadores de grande liquidez.

### **C.P. / Vendas**

Este rácio mostra a percentagem de capital próprio investido que faz gerar as vendas da empresa. Quanto menor este rácio, mais dependente de capital alheio está a empresa para conseguir gerar vendas.

### **RAI / Vendas**

Este rácio representa a percentagem de custos (antes dos impostos) que é absorvida pelas vendas. Quanto menor for este rácio mais os custos absorvem as vendas que a empresa teve.

As variáveis com coeficientes negativos indicam que quanto mais pequenos forem os valores assumidos por esses índices, maior a probabilidade da empresa entrar em falência. Por outro lado as variáveis com valores positivos indicam que quanto maior o seu valor, maior a probabilidade de a empresa entrar em falência. Na Tabela XII é apresentado o resumo do modelo estimado.

**Tabela XII - Variáveis do Modelo**

Etapa 4	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
VAR00017	-1,469	1,176	1,559	1	,212	,230
VAR00049	-23,537	9,573	6,045	1	,014	,000
VAR00053	-1,910	,879	4,722	1	,030	,148
VAR00057	-8,524	3,074	7,692	1	,006	,000
Constante	1,242	1,144	1,178	1	,278	3,461

Como se pode observar a variável dezassete, apresenta um p-value acima de 0,05 (valor de significância) pelo que pode não ser explicativa do modelo. No entanto optou-se por não retirar esta variável do modelo por duas razões. O modelo foi corrido sem que essa variável fosse incluída e fez com que este perde-se uma elevada percentagem de capacidade previsão, passando apenas a ter apenas uma variável a explicar o modelo. A outra razão deve-se ao facto de a variável possuir caracter económico relevante para o risco dos clubes.

Devido ao facto de poder existir uma multicolinearidade entre as variáveis escolhidas para o modelo, foi efectuado o teste do cálculo do coeficiente de correlação de *Pearson*. O facto de o modelo poder incluir variáveis com correlações elevadas pode levar a que a capacidade de previsão do modelo seja prejudicada. A Tabela XIII apresenta as correlações das variáveis escolhidas para o modelo.

**Tabela XIII – Correlação das variáveis**

		VAR00017	VAR00049	VAR00053	VAR00057
VAR00017	Correlação de Pearson	1			
	Sig.				
VAR00049	Correlação de Pearson	,163	1		
	Sig.	,003			
VAR00053	Correlação de Pearson	-,612	-,213	1	
	Sig.	,000	,175		
VAR00057	Correlação de Pearson	-,394	-,198	,472	1
	Sig.	,010	,210	,002	

Os coeficientes de correlação de Pearson podem ser classificados como: (0 – 0,3) – Fraca correlação; (0,31-0,7) – correlação moderada; (0,71-1) – Forte correlação (o mesmo para valores negativos)<sup>3</sup>.

Com base nos resultados obtidos, verifica-se que nenhuma variável está fortemente correlacionada pelo que não são prejudiciais na capacidade de previsão do modelo. Tal situação leva a concluir que o facto de as variáveis com poucas diferenças nas suas médias não terem sido excluídas, não constitui uma limitação no cálculo do modelo.

### 5.1 Avaliação da capacidade de classificação do modelo

Para avaliar a capacidade de classificação do modelo, construiu-se uma matriz que enumera os clubes que foram classificados correcta e incorrectamente pelo modelo estimado (Tabela XIV).

<sup>3</sup> Fonte: <http://www.acastat.com>

**Tabela XIV - Capacidade de previsão do Modelo**

Observado		Previsto			
		Não falidos	Falidos	Percentagem correta	
		,00	1,00		
Etapa 4	Não falidos	,00	18	3	87,5
	Falidos	1,00	2	19	90,5
	Percentagem global				88,1

Os resultados evidenciados pela matriz de classificação concluem que o modelo de previsão de falência tem uma taxa de acerto de cerca de 88,1 %. Isto significa que o modelo permitiu prever correctamente a situação de 37 dos 42 clubes, o que se pode considerar uma taxa bastante aceitável.

Do grupo dos clubes não falidos 18 dos 21 clubes foram classificados como não falidos, representando uma taxa de 87,5 % de acerto. Quanto ao grupo dos falidos, o modelo classificou como falidos 19 dos 21 clubes, representando uma taxa de acerto de 90,5 %. Com esta tabela de classificação conclui-se que o modelo apresenta um erro do tipo 1, classificar um clube falido como não falido, de 12,5%. O erro de tipo 2, classificar um clube não falido como falido, representa também uma taxa de 9,5%.

## **5.2.Avaliação do ajuste do modelo**

Para avaliar a qualidade do modelo de previsão de falência estimado podem ser usados diversos testes de ajuste. O primeiro teste foi através da avaliação da significância das variáveis explicativas que é feito através de um teste qui-quadrado, sobre a hipótese nula de que todos os coeficientes são iguais a zero. A tabela XV mostra os resultados

desse teste. O modelo apresenta um valor estatístico de qui-quadrado de 37,983 e p-value 0,000. Consequentemente, a diferença entre o modelo só com a constante e o modelo adicionado das variáveis explicativas é estatisticamente significativa.

**Tabela XV - Testes de coeficientes do modelo**

		Qui-quadrado	df	Sig.
	Etapa	5,838	1	,016
Etapa 4	Bloco	37,983	5	,000
	Modelo	37,983	5	,000

Outras medidas que também foram utilizadas para avaliar o ajuste deste modelo foram através do uso dos “Pseudo R2” (valor da verosimilhança, R2 de Cox e Snell e R2 de Nagelkerke) e do teste de Hosmer e Lemeshow (2000).

O valor da verosimilhança é uma medida de qualidade geral do modelo que quanto menor for o seu valor, melhor irá ser o ajuste do modelo. Os resultados para o teste de Cox e Snell e para o teste de Nagelkerke assumem valores entre 0 e 1 sendo que quanto maiores forem os seus valores melhor o ajuste do modelo. O R2 de Cox e Snell tem apenas a ligeira diferença de nunca alcançar o valor 1 no seu limite superior. A Tabela XVI apresenta os resultados para os três testes. Pode-se verificar que com o passar das etapas de introdução de novas variáveis no modelo, os valores de máxima verosimilhança foram diminuindo, enquanto os R2 de Cox e Snell e Nagelkerke foram aumentando. Esta situação deve-se ao facto de que com o decorrer das etapas, o modelo foi ficando cada vez mais ajustado aos dados. Na última etapa que é onde o modelo final fica definido, conclui-se o grau de incerteza pode ser reduzido em 79,4%.

**Tabela XVI – Teste de qualidade do modelo**

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	40,815	,339	,452
2	33,162	,449	,599
3	26,079	,535	,713
4	20,241	,595	,794

Por último foi realizado o teste de Hosmer e Lemeshow (2000). Este teste estatístico tem como função medir a correspondência entre os valores observados e os valores previsto da variável dependente. Com base na Tabela XVII pode-se verificar que o valor do qui-quadrado de 7,611 não é muito significativo pelo que não existem diferenças significativas entre os resultados observados e previstos. Com o *p-value* de 0,472 a hipótese nula não é rejeitada pelo que podemos concluir que o modelo é adequado aos dados.

**Tabela XVII - Teste de Hosmer e Lemeshow**

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
4	7,611	8	,472

Em síntese os resultados dos testes de ajustamento apresentam valores bastantes satisfatórios, evidenciando que o uso do modelo logit tem a capacidade de prever a falência dos clubes de futebol.

### **5.3 Validação do Modelo**

Para a validação do modelo de previsão de falência foi ainda realizado um teste com base na construção de uma Curva ROC (Receiver Operation Characteristic). A Curva

ROC é um método bastante utilizado na literatura para a validação deste tipo de modelos, uma vez que avalia o modelo tendo em conta diferentes pontos de corte.

Este método é baseado nos conceitos de sensibilidade e especificidade. A sensibilidade é a proporção de acerto na previsão da ocorrência de um evento quando ele de facto ocorreu. A especificidade é a proporção de acerto em prever a não ocorrência de um evento quando de facto ele não ocorreu. Para a construção da curva, são calculadas a sensibilidade e a especificidade para todas as observações da amostra, tendo em conta ponto de corte diferentes. A curva está representada num gráfico que tem a sensibilidade no eixo dos y e “1-especificidade” no eixo dos x. A figura 1 mostra a curva ROC calculada.

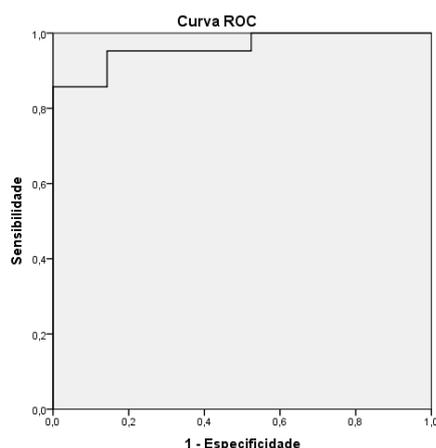


Figura 1 – Curva ROC

Hosmer e Lemeshow (2000) apresentam uma regra geral para avaliar o resultado da área da curva ROC. Quando a área for um valor compreendido entre 0,7 e 0,8 a discriminação do modelo é aceitável. Numa área entre 0,8 e 0,9 é considerada uma excelente discriminação do modelo. Quando o valor da área estiver acima de 0,9 temos uma excepcional discriminação do modelo.

A curva ROC calculada para o modelo de previsão de falência apresenta uma área de 0,961 que segundo a regra de Hosmer e Lemeshow (2000) representa uma excepcional discriminação.

## 5.4 Testes de Robustez

Em alternativa a utilizar amostras emparelhadas, procedemos a uma análise adicional que consistiu em aumentar a dimensão da amostra dos clubes não falidos.

A amostra final é constituída apenas por clubes Espanhóis e Ingleses, sendo que foram adicionados 23 novos clubes, 19 Ingleses e 4 Espanhóis, ficando com uma amostra de 65 clubes. Os resultados obtidos não foram muito satisfatórios uma vez que o modelo apresentava uma taxa de acerto de 75,4% em que apenas 2 rácios eram explicativos da falência dos clubes: RAI / Vendas e Tesouraria Liquida / Vendas. Assim, conclui-se que o método utilizado neste trabalho de investigação foi o mais adequado e com melhores resultados.

## 5.5. Aplicação do Modelo e Calculo da probabilidade

A partir do resultado dos parâmetros estimados através do modelo logístico obtivemos a seguinte regressão:

$$\gamma = 1,242 - 1,469 * \frac{\text{Passivo Curto Prazo}}{\text{Vendas}} - 23,537 * \frac{\text{Disponibilidades}}{\text{Vendas}} - 1,910 * \frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Vendas}} - 8,524 * \frac{\text{Resultado antes de Imposto}}{\text{Vendas}}$$

Por forma a testar o modelo foram seleccionados aleatoriamente dois clubes não falidos e dois clubes falidos de cada país, para calcular a probabilidade de entrarem em falência no prazo de 1 ano. É pretendido que o modelo tenha capacidade para calcular probabilidade altas de falência para os clubes que foram classificados como falidos, e probabilidade baixas para os clubes classificados como não falidos. A tabela XVIII apresenta os clubes testados, e os seus cálculos estão no Anexo 5.

**Tabela XVIII - Clubes falidos e não falidos**

<b>Clubes Falidos</b>	<b>Clubes não falidos</b>
Real Club Deportivo Mallorca – 54%	Sevilla Fútbol Club – 0,5%
Real Racing Club de Santander – 99%	Villareal Club de Fútbol – 59%
Coventry City Football Club – 100%	Everton Football Club – 0,5%
Swindon Town Football Club – 92%	Wigan Athletic Football Club – 0%

De uma maneira geral os resultados foram satisfatórios no que diz respeito aos clubes falidos. Verifica-se que três dos quatro clubes testados apresentam probabilidades acima dos 91% de entrarem em situação de falência. O outro clube, embora um pouco mais abaixo, os seus 54% ainda representa uma probabilidade alta de poder vir a falir.

Relativamente aos clubes não falidos, os resultados também são bastante satisfatórios. Três dos quatro clubes testados apresentam probabilidade de entrar em falência abaixo de 1%. O outro clube que apresenta uma probabilidade de 59%, poderá ser um dos clubes mal classificados, ou que existe um ou outro rácio que tem um impacto negativo no cálculo da sua probabilidade.

## **6. Conclusão**

O estudo teve como objectivo a criação de um modelo de previsão de falência dos clubes de futebol de Espanha e Inglaterra no prazo de 1 ano. Através da técnica da regressão logística foi criado o modelo com base em rácios financeiros com o intuito de explicar quais os rácios que melhor discriminam a falência na indústria do futebol.

Os resultados alcançados foram bastante satisfatórios pois os rácios identificados do modelo são relevantes para explicar a falência de um clube, tendo todos eles apresentado sinal negativo significando que quando menores eles forem maior é a probabilidade de falência. O modelo teve uma taxa de acerto de cerca de 88,1 %. Posteriormente todos os testes para validação do modelo, também obtiveram resultados bastantes animadores, levando a concluir que este modelo tem boa capacidade de previsão de falência dos clubes de futebol.

Este modelo traz inúmeras contribuições para a indústria do futebol na medida que pode ajudar os gestores dos clubes a preverem a falência no curto prazo e a encontrarem medidas que possam evitar essa falência. Para as entidades bancárias traz a vantagem de ajudar os bancos na concessão de crédito bem como na definição do spread a aplicar a cada clube, consoante o seu risco de crédito.

Este estudo apesar dos seus resultados interessantes, não está isento de algumas limitações. Uma das limitações deve-se ao facto da análise estar cingida apenas aos clubes que apresentem os seus dados financeiros completos e nos anos pretendidos, de maneira a conseguir calcular todos os indicadores financeiros pretendidos. Outra limitação é o facto de que na indústria do futebol não haver um grande número de clubes que estejam falidos, que faz com que a amostra não seja muito grande.

Relativamente a sugestões para futuros estudos sobre este tema, existem dois pontos que podem ser tomados em consideração. O primeiro passa pela importância de introduzir

factores não financeiros, na medida que possam ser relevantes para explicar a falência dos clubes, fazendo com que a análise não esteja apenas restringida apenas aos indicadores financeiros.

O segundo ponto passa pela introdução de dados de clubes de outros países tentando tornar a amostra um pouco mais homogénea. No entanto estará adjacente a dificuldade de arranjar esses mesmos dados bem como o facto de nos outros países não terem tantos clubes falidos como os analisados neste estudo.

## 7. Referências

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Barros, G. C. O. (2008). *Modelos de previsão de falência de Empresas: Aplicação Empírica ao Caso das pequenas e Médias Empresas Portuguesas*. Dissertação de Mestrado, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4 (Empirical Research in Accounting: Selected Studies), 77-111.
- Beech, J. (2013). *No. of Clubs*, disponível em: <http://footballmanagement.wordpress.com/no-of-clubs>.
- Bessis, J. (1998). *Risk Management in Banking*. New York, John Wiley and Sons Ltd.
- Black, F. e Scholes, M. (1973). The Pricing of Options and Corporate Liabilities, *Journal of Political Economy*, 81(3), 637-659.
- Bureau Van Dijk, (2013), *Amadeus Database*, disponível em: <http://amadeus.bvdinfo.com/version-2013613/home.serv?product=amadeusneo>
- Caeiro, V. C. S. (2011). *Avaliação do risco de crédito de clientes empresariais levantamento de requisitos e estimação de modelos*. Dissertação de Mestrado. Universidade Técnica de Lisboa. Instituto Superior de Economia e Gestão.
- Cook, R. A. e Nelson, J. L. (1988). *A Conspectus of Business Failure Forecasting*, disponível em: <http://www.sbaer.uca.edu/research/sbida/1988/PDF/22.pdf>.
- Deakin E. (1972). A discriminant analyses of predictors of business failure, *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179.
- Deloitte (2013). *Annual Review of Finance 2013*, disponível em: [http://www.deloitte.com/view/en\\_GB/uk/industries/sportsbusinessgroup/sports/football/annual-reviw-of-football-finance/](http://www.deloitte.com/view/en_GB/uk/industries/sportsbusinessgroup/sports/football/annual-reviw-of-football-finance/)
- Fons, J. S. (1994). Using Default Rates to Model the Term Structure of Credit Risk, *Financial Analyst Journal*, 50(5), 25-32.
- Hosmer, D. W. e Lemeshow, S. (2000). *Applied logistic regression*. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons.
- Laitinen, T., e Kankaanpää, M. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. *The European Accounting Review*, 8(1), 67-92.
- Lo, A. W. (1986), Logit versus Discriminant Analysis: A Specification Test and Application to Corporate Bankruptcies, *Journal of Econometrics*, 31 (3), 151-178

Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. *The Journal of Finance*, 29(2), 449-470.

Neves, J. C. (2005). *Análise Financeira: Técnicas Fundamentais*, Lisboa, Texto Editora.

Neves, J. C. e Silva, J. A. (1998). *Análise do risco de incumprimento na perspectiva da segurança Social*, disponível em: [http://pascal.iseg.ulisboa.pt/~jcneves/paper\\_relatorio\\_fct1.PDF](http://pascal.iseg.ulisboa.pt/~jcneves/paper_relatorio_fct1.PDF).

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic predictions of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.

Santos, Paulo Jorge Madeira dos (2000), *Falência Empresarial: Modelo discriminante e logístico de previsão aplicados às PME do sector têxtil e do vestuário*. Dissertação de Mestrado do Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra.

SPSS (2003), “*SPSS Base 12.0 User's Guide*”, Chicago: IL: SPSS, Inc

SPSS (2003), “*SPSS Advanced Models 12.0*”, Chicago: IL: SPSS, Inc

UEFA (2012). *Financial Fair Play Report*, disponível em: <http://www.uefa.com/uefa/footballfirst/protectingthegame/financialfairplay/index.html>

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, Supplement 22, 59-82.

## Anexos

### Anexo 1 -Tabelas de qualidade de rating de crédito das agências Moody's e S & P

Qualidade do Rating	Moody's	S & P
Rating máximo	Aaa	AAA
	Aa1	AA+
	Aa2	AA
	Aa3	AA-
Rating médio alto	A1	A+
	A2	A
	A3	A-
Rating médio	Baa1	BBB+
	Baa2	BBB
	Baa3	BBB-
Rating especulativo	Ba1	BB+
	Ba2	BB
	Ba3	BB-
	B1	B+
	B2	B
	B3	B-
Rating muito especulativo	Caa	CCC+
	Ca	CCC
	C	CCC-
		CC
		C
Default	D	D

Fonte: <http://www.standardandpoors.com> ; [www.moodys.com](http://www.moodys.com)

## Anexo 2 - Relatório dos clubes ingleses falidos

Clubes ingleses falidos	Ano de falência
Aldershoot	1992
Maidstone United	1992
Nothampton town	1992
Barnet	1993
Exeter City	1993
Hartlepool United	1993
Gilligham	1994
AFC Bournemouth	1997
Darlington	1997
Doncaster Rovers	1997
Milwall	1997
Chester City	1998
Hereford United	1998
Crystal Palace	1999
Halifax Town	1999
Oxford United	1999
Portsmouth	1999
Swindon Town	2000
Chesterfield	2001
Hull City	2001
QPR	2001
Swansea City	2001
Barnsley	2002
Bradford City	2002
Bury, York City	2002
Carlisle United, Leicester City, Swindon Town	2002
Halifax town, Lincol City, Notts County	2002
Darlington	2003
Huddersfield Town	2003
Ipswich Town	2003
Luton Town	2003
Oldham athletic	2003
Wimbledon	2003
Bradford City, Wrexha	2004
Cambridge United	2005
Rotherham United	2006
Leeds, Luton Town, Boston United	2007
AFC Bournemouth, Rotherham United	2008
Chester City, Darlington, Southampton	2009
Stockport County	2009
Crystal Palace , Portsmouth	2010
Plymouth Argyle	2011
Port Vale	2012
Portsmouth	2012

Fonte: Deloitte Analyses

### Anexo 3 - Rácios financeiros utilizados para a construção do modelo

Variável	Rácio	Formula de Calculo
3	Prazo médio de pagamentos dos emp. c.prazo	$\text{Empréstimos c/prazo/Vendas} \times 360$
4	Rotação do fundo de maneio	$(\text{Activo circ.}-\text{empr.curto prazo})/\text{Vendas}$
5	Autonomia Financeira	$\text{Cap.próprio}/(\text{Activo})$
6	Cobertura do imobilizado	$\text{Cap.próprio}/(\text{Imob.corpóreo})$
7	Margem financeira	$\text{Excedente bruto de exploração}/\text{Vendas}$
8	Capacidade de reembolso total	$\text{EBE}/\text{Empréstimos totais}$
9	Ciclo financeiro de exploração	$\text{NFM}/\text{Vendas} \times 360$
10	Tesouraria nas vendas	$\text{TRL}/\text{Vendas}$
11	Tesouraria no activo	$\text{TRL}/\text{Activo}$
12	Tesouraria no capital próprio	$\text{TRL}/\text{Capital próprio}$
13	Peso da dívida estruturada	$\text{Capitais alheios m/l prazo}/\text{Activo total}$
14	Estrutura do endividamento	$\text{Passivo circulante}/\text{Passivo total}$
15	Prazo médio de recebimentos	$\text{Clientes}/\text{Vendas} \times 360$
16	Prazo médio de pagamentos	$\text{Fornecedores}/\text{Vendas} \times 360$
17	Peso do passivo na exploração do activo	$\text{Passivo de exploração}/\text{Activo}$
18	Liquidez geral	$\text{Activo circulante}/\text{Passivo circulante}$
19	Liquidez imediata	$\text{Disponibilidades}/\text{Passivo circulante}$
20	Liquidez reduzida	$\text{Activo maneável}/\text{Passivo circulante}$
21	Rácio de fundo de maneio	$\text{Fundo de maneio}/\text{Activo total}$
22	Rendibilidade bruta das vendas	$\text{Margem bruta}/\text{Vendas}$
23	Rendibilidade operacional das vendas	$\text{Resultado operacional}/\text{Vendas}$
24	Rendibilidade líquida das vendas	$\text{Resultado líquido}/\text{Vendas}$
25	Rotação do activo	$\text{Vendas}/\text{Activo total}$
26	Rotação do fundo de maneio	$\text{Vendas}/\text{Fundo de maneio}$
27	Rendibilidade líquida do activo	$\text{Resultado líquido}/\text{Activo total}$
28	Rendibilidade operacional do activo	$\text{Resultado operacional}/\text{Activo total}$
29	Debt to equity ratio	$\text{Passivo}/\text{Capital próprio}$
30	Endividamento	$\text{Passivo total}/\text{Activo total}$
31	Estrutura do capital permanente	$\text{Cap. alheio m/l prazo}/\text{Cap.próprio}$
32	Cobertura do activo corpóreo	$\text{Activo corpóreo}/\text{Capitais permanentes}$
33	Cobertura do activo fixo	$\text{Activo fixo}/\text{Capitais permanentes}$
34	V. contabilístico do próprio por acção	$\text{Capital próprio}/\text{Capital Social}$
35	Valor do c.proprio tangível por acção	$(\text{Cap. próprio}-\text{Activo incorpóreo})/\text{Capital Social}$
36	mba por acção	$(\text{RL}+\text{Amortizações}+\text{Prov.})/\text{Capital Social}$
37	Vendas por disponibilidades	$\text{Vendas}/\text{Disponibilidades}$
38	Vendas por conta de clientes	$\text{Vendas}/\text{Clientes}$
39	Rotação do capital próprio	$\text{Vendas}/\text{Capital próprio}$
40	Cobertura dos custos financeiros	$(\text{Res.Operac.}+\text{Amort.})/\text{Custos financeiros}$
41	Cobertura do passivo pelos fluxos de cx.	$\text{Cash-flow}/\text{Passivo total}$

42	Rendibilidade do C.Próprio	Res.liquidos/Capital próprio
43	Peso do activo circulante no activo total	Activo circulante/Activo total
44	Peso do activo maneavel no activo total	Activo maneável/Activo total
45	Peso das disponibilidades no activo total	Disponibilidades/Activo total
46	Activo circulante/vendas	Activo circulante/Vendas
47	Activo maneável sobre vendas	Activo maneável/Vendas
48	Fundo de maneio sobre vendas	Fundo de maneio/Vendas
49	Disponibilidades sobre vendas	Disponibilidades/Vendas
50	Cash flow sobre passivo circulante	Cash-flow/Passivo circulante
51	Cash flow sobre activo total	Cash-flow/Activo total
52	Passivo circulante/c.proprio	Passivo circulante/Capital próprio
53	c.proprio sobre vendas	Capital próprio/Vendas
54	fundo de maneio sobre c.proprio	Fundo de maneio/Capital próprio
55	Equity to debt ratio	Capital próprio/Passivo
56	Cientes sobre vendas	Cientes/Vendas
57	Margem bruta das vendas	Rai/vendas
58	Dividas a 3 <sup>o</sup> s /cproprios	Dividas a 3 <sup>o</sup> s cp/cproprios

#### Anexo 4 – Teste de diferença de médias entre amostras independentes

	Teste de Levene		teste-t para Igualdade de Médias						
	F	Sig.	t	df	Sig.	Diferença média	Erro padrão de diferença	95% Intervalo de confiança da diferença	
								Inferior	Superior
VAR0 0003	2,810	,101	-,906	40	,370	-,00134	,00147	-,00432	,00164
			-,906	23,037	,374	-,00134	,00147	-,00439	,00171
VAR0 0004	1,843	,182	,935	40	,356	,53931	,57698	-,62681	1,70544
			,935	25,281	,359	,53931	,57698	-,64834	1,72696
VAR0 0005	1,979	,167	1,192	40	,240	1,04435	,87589	-,72588	2,81459
			1,192	26,600	,244	1,04435	,87589	-,75408	2,84279
VAR0 0006	3,340	,075	1,638	40	,109	9,13034	5,57526	-2,13768	20,39836
			1,638	39,311	,109	9,13034	5,57526	-2,14383	20,40452
VAR0 0007	6,415	,015	2,806	40	,008	,53067	,18911	,14847	,91288
			2,806	28,236	,009	,53067	,18911	,14344	,91790
VAR0 0008	,461	,501	1,607	40	,116	,66447	,41345	-,17115	1,50009
			1,607	35,975	,117	,66447	,41345	-,17407	1,50301
VAR0 0009	4,121	,049	-1,081	40	,286	-,00139	,00129	-,00400	,00121
			-1,081	30,734	,288	-,00139	,00129	-,00403	,00124
VAR0 0010	7,728	,008	2,191	40	,034	,75143	,34292	,05835	1,44451
			2,191	25,328	,038	,75143	,34292	,04563	1,45723

VAR0	Variâncias iguais assumidas	3,347	,075	1,893	40	,066	,30660	,16200	-,02083	,63402
0011	Variâncias iguais não assumidas			1,893	28,443	,069	,30660	,16200	-,02502	,63822
VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,719	,197	-1,659	40	,105	-4,44852	2,68210	-9,86925	,97221
0012	Variâncias iguais não assumidas			-1,659	23,905	,110	-4,44852	2,68210	-9,98527	1,08823
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,033	,857	-,211	40	,834	-,04126	,19555	-,43649	,35396
0013	Variâncias iguais não assumidas			-,211	39,787	,834	-,04126	,19555	-,43655	,35402
VAR0	Variâncias iguais assumidas	8,846	,005	-,817	40	,419	-,06800	,08323	-,23621	,10021
0014	Variâncias iguais não assumidas			-,817	34,556	,419	-,06800	,08323	-,23704	,10104
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,169	,683	-,094	40	,926	-,00004	,00045	-,00095	,00086
0015	Variâncias iguais não assumidas			-,094	33,686	,926	-,00004	,00045	-,00095	,00087
VAR0	Variâncias iguais assumidas	3,590	,065	-1,573	40	,124	-,00073	,00047	-,00167	,00021
0016	Variâncias iguais não assumidas			-1,573	24,119	,129	-,00073	,00047	-,00169	,00023
VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,661	,205	-1,159	40	,253	-1,00308	,86518	-2,75167	,74552
0017	Variâncias iguais não assumidas			-1,159	25,933	,257	-1,00308	,86518	-2,78170	,77555
VAR0	Variâncias iguais assumidas	14,103	,001	3,253	40	,002	,51859	,15944	,19636	,84082
0018	Variâncias iguais não assumidas			3,253	24,512	,003	,51859	,15944	,18989	,84729
VAR0	Variâncias iguais assumidas	16,711	,000	2,938	40	,005	,14077	,04792	,04392	,23762
0019	Variâncias iguais não assumidas			2,938	23,024	,007	,14077	,04792	,04165	,23989
VAR0	Variâncias iguais assumidas	14,104	,001	3,250	40	,002	,51684	,15905	,19539	,83829
0020	Variâncias iguais não assumidas			3,250	24,523	,003	,51684	,15905	,18895	,84473

VAR0	Variâncias iguais assumidas	,802	,376	1,830	40	,075	,13296	,07267	-,01391	,27983
0021	Variâncias iguais não assumidas			1,830	38,849	,075	,13296	,07267	-,01404	,27997
VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,156	,289	,397	40	,694	,06759	,17045	-,27690	,41208
0022	Variâncias iguais não assumidas			,397	36,437	,694	,06759	,17045	-,27795	,41313
VAR0	Variâncias iguais assumidas	6,736	,013	3,421	40	,001	,64402	,18828	,26349	1,02455
0023	Variâncias iguais não assumidas			3,421	27,234	,002	,64402	,18828	,25785	1,03018
VAR0	Variâncias iguais assumidas	7,196	,011	3,410	40	,001	,67740	,19863	,27594	1,07885
0024	Variâncias iguais não assumidas			3,410	30,625	,002	,67740	,19863	,27208	1,08271
VAR0	Variâncias iguais assumidas	6,717	,013	1,324	40	,193	,34729	,26237	-,18299	,87757
0025	Variâncias iguais não assumidas			1,324	24,202	,198	,34729	,26237	-,19399	,88856
VAR0	Variâncias iguais assumidas	2,173	,148	1,584	40	,121	31,44767	19,85384	-8,67844	71,57378
0026	Variâncias iguais não assumidas			1,584	30,026	,124	31,44767	19,85384	-9,09781	71,99315
VAR0	Variâncias iguais assumidas	2,635	,112	2,352	40	,024	,40511	,17222	,05703	,75318
0027	Variâncias iguais não assumidas			2,352	29,492	,026	,40511	,17222	,05313	,75709
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,187	,668	1,498	40	,142	,30645	,20458	-,10703	,71992
0028	Variâncias iguais não assumidas			1,498	39,500	,142	,30645	,20458	-,10719	,72009
VAR0	Variâncias iguais assumidas	2,192	,147	1,524	40	,135	16,07456	10,54427	-5,23620	37,38533
0029	Variâncias iguais não assumidas			1,524	21,367	,142	16,07456	10,54427	-5,83055	37,97967
VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,979	,167	-1,192	40	,240	-1,04434	,87588	-2,81457	,72589
0030	Variâncias iguais não assumidas			-1,192	26,600	,244	-1,04434	,87588	-2,84277	,75409
VAR0	Variâncias iguais assumidas	2,994	,091	1,290	40	,204	6,57048	5,09361	-3,72409	16,86506
0031	Variâncias iguais não assumidas			1,290	20,612	,211	6,57048	5,09361	-4,03442	17,17539

VAR0	Variâncias iguais assumidas	,004	,950	1,473	40	,149	,46269	,31408	-,17209	1,0974
0032	Variâncias iguais não assumidas			1,473	39,861	,149	,46269	,31408	-,17216	1,0975
										3
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,923	,342	,457	40	,650	,37890	,82902	-1,29661	2,0544
0033	Variâncias iguais não assumidas			,457	39,879	,650	,37890	,82902	-1,29677	2,0545
										6
VAR0	Variâncias iguais assumidas	3,704	,061	,797	40	,430	134,284	168,42560	-206,11608	474,68
0034	Variâncias iguais não assumidas			,797	20,080	,435	134,284	168,42560	-216,95528	485,52
							76	76		561
										481
VAR0	Variâncias iguais assumidas	4,469	,041	1,119	40	,270	185,382	165,66760	-149,44460	520,20
0035	Variâncias iguais não assumidas			1,119	21,296	,276	185,382	165,66760	-158,85143	529,61
							10	10		880
										563
VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,591	,215	-,078	40	,938	-5,2409	67,13880	-140,93351	130,45
0036	Variâncias iguais não assumidas			-,078	22,314	,938	-5,2409	67,13880	-144,36468	133,88
										166
										283
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,553	,462	-,707	40	,484	-21,930	31,01308	-84,61012	40,749
0037	Variâncias iguais não assumidas			-,707	38,558	,484	-21,930	31,01308	-84,68320	40,822
										42
										50
VAR0	Variâncias iguais assumidas	3,031	,089	1,130	40	,265	5,0760	4,49171	-4,00202	14,154
0038	Variâncias iguais não assumidas			1,130	26,227	,269	5,07607	4,49171	-4,15289	14,305
										16
										02
VAR0	Variâncias iguais assumidas	2,237	,143	1,731	40	,091	4,26507	2,46378	-,71442	9,2445
0039	Variâncias iguais não assumidas			1,731	23,894	,096	4,26507	2,46378	-,82111	9,3512
										7
										6
VAR0	Variâncias iguais assumidas	4,368	,043	-,997	40	,325	-634,26	636,08843	-1919,84742	651,31
0040	Variâncias iguais não assumidas			-,997	20,001	,331	-634,26	636,08843	-1961,11852	692,58
										7
										9
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,102	,751	3,390	40	,002	,16930	,04994	,06837	,27024
0041	Variâncias iguais não assumidas			3,390	39,927	,002	,16930	,04994	,06836	,27025

VAR0	Variâncias iguais assumidas	4,532	,039	-1,670	40	,103	-,96022	,57503	-2,12241	,20196
0042	Variâncias iguais não assumidas			-1,670	23,272	,108	-,96022	,57503	-2,14900	,22855
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,793	,378	1,009	40	,319	,06647	,06586	-,06664	,19957
0043	Variâncias iguais não assumidas			1,009	39,768	,319	,06647	,06586	-,06666	,19960
VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,079	,305	1,113	40	,272	,07075	,06355	-,05769	,19919
0044	Variâncias iguais não assumidas			1,113	39,655	,272	,07075	,06355	-,05773	,19923
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,044	,835	,645	40	,523	,02268	,03518	-,04843	,09378
0045	Variâncias iguais não assumidas			,645	37,322	,523	,02268	,03518	-,04859	,09394
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,202	,655	,319	40	,752	,05825	,18287	-,31135	,42784
0046	Variâncias iguais não assumidas			,319	37,189	,752	,05825	,18287	-,31222	,42872
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,183	,671	,356	40	,724	,06524	,18350	-,30562	,43610
0047	Variâncias iguais não assumidas			,356	37,270	,724	,06524	,18350	-,30647	,43695
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,317	,576	1,131	40	,265	,24945	,22059	-,19638	,69529
0048	Variâncias iguais não assumidas			1,131	39,285	,265	,24945	,22059	-,19664	,69554
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,031	,862	,922	40	,362	,03186	,03454	-,03795	,10167
0049	Variâncias iguais não assumidas			,922	39,988	,362	,03186	,03454	-,03795	,10167
VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,915	,174	2,735	40	,009	,33502	,12251	,08741	,58262
0050	Variâncias iguais não assumidas			2,735	32,732	,010	,33502	,12251	,08569	,58435
VAR0	Variâncias iguais assumidas	2,512	,121	2,115	40	,041	,36371	,17198	,01613	,71130
0051	Variâncias iguais não assumidas			2,115	29,149	,043	,36371	,17198	,01205	,71538
VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,847	,182	1,724	40	,092	9,50408	5,51281	-1,63773	20,645
0052	Variâncias iguais não assumidas			1,724	22,509	,098	9,50408	5,51281	-1,91382	20,921
										88
										97

VAR0	Variâncias iguais assumidas	1,316	,258	2,804	40	,008	2,13812	,76239	,59726	3,67897
0053	Variâncias iguais não assumidas			2,804	38,636	,008	2,13812	,76239	,59557	3,68066
VAR0	Variâncias iguais assumidas	3,553	,067	,960	40	,343	6,38732	6,65578	-7,06451	19,83914
0054	Variâncias iguais não assumidas			,960	20,228	,349	6,38732	6,65578	-7,48639	20,26102
VAR0	Variâncias iguais assumidas	2,913	,096	2,318	40	,026	,53370	,23021	,06843	,99896
0055	Variâncias iguais não assumidas			2,318	26,539	,028	,53370	,23021	,06096	1,00643
VAR0	Variâncias iguais assumidas	,169	,683	-,094	40	,926	-,01514	,16114	-,34082	,31055
0056	Variâncias iguais não assumidas			-,094	33,686	,926	-,01514	,16114	-,34274	,31246
VAR0	Variâncias iguais assumidas	4,103	,050	3,769	40	,001	,77056	,20446	,35733	1,18378
0057	Variâncias iguais não assumidas			3,769	33,032	,001	,77056	,20446	,35460	1,18651
VAR0	Variâncias iguais assumidas	4,039	,051	1,163	40	,252	3,27816	2,81953	-2,42031	8,97664
0058	Variâncias iguais não assumidas			1,163	20,055	,259	3,27816	2,81953	-2,60222	9,15855

## Anexo 5 – Estimação da probabilidade de falência para alguns clubes

### Real Club Deportivo Mallorca:

$$Y = 1,242 - 1,469 * 0,54749 - 23,537 * 0,02889 - 1,910 * 0,63151 - 8,524 * -0,18782 = 0,15255 \text{ Prob}(y=1) = 1 / 1 + e^{- (0,15255)} = 0,54 = 54 \%$$

### Real Racing Club de Santander:

$$Y = 1,242 - 1,469 * 0,75151 - 23,537 * 0,01036 - 1,910 * -0,71297 - 8,524 * -0,6498 = 6,79476$$

$$\text{Prob}(y=1) = 1 / 1 + e^{- (6,79476)} = 0,99 = 99\%$$

### Swindon Town Football Club:

$$Y = 1,242 - 1,469 * 2,09035 - 23,537 * 0,41022 - 1,910 * -3,40996 - 8,524 * -0,86451 = 2,39811 \text{ Prob}(y=1) = 1 / 1 + e^{- (2,39811)} = 0,92 = 92\%$$

### Coventry City Football Club:

$$Y = 1,242 - 1,469 * 17,599 - 23,537 * 0,21326 - 1,910 * -10,54730 - 8,524 * -2,05047 = 7,99299 \text{ Prob}(y=1) = 1 / 1 + e^{- (7,99299)} = 0,99 = 99\%$$

### Sevilla Fútbol Club:

$$Y = 1,242 - 1,469 * 0,58784 - 23,537 * 0,20664 - 1,910 * 0,44929 - 8,524 * -0,00071 = -5,33717 \text{ Prob}(y=1) = 1 / 1 + e^{- (-5,33717)} = 0,0047 = 0,4\%$$

### Villareal Club de Fútbol:

$$Y = 1,242 - 1,469 * 0,51369 - 23,537 * 0,00279 - 1,910 * 0,02073 - 8,524 * -0,00140 = 0,37025 \text{ Prob}(y=1) = 1 / 1 + e^{- (0,37025)} = 0,59 = 59\%$$

### Everton Football Club:

$$Y = 1,242 - 1,469 * 0,21762 - 23,537 * 0,23408 - 1,910 * 0,13813 - 8,524 * -0,04067 = -5,19769 \text{ Prob}(y=1) = 1 / 1 + e^{- (-5,19769)} = 0,0054 = 0,54\%$$

### Wigan Athletic Football Club:

$$Y = 1,242 - 1,469 * 0,20868 - 23,537 * 0,03984 - 1,910 * 9,589 - 8,524 * -0,18999 = -16,6977$$

$$\text{Prob}(y=1) = 1 / 1 + e^{- (-16,6977)} = 0,0 = 0\%$$