



**INSTITUTO SUPERIOR DE CIÊNCIAS DO
TRABALHO E DA EMPRESA**

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Gabriel Cupertino Osório de Barros

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Economia e Políticas Públicas

Orientador:

Professor Doutor Emanuel Reis Leão, Professor Auxiliar, ISCTE

Outubro de 2008

**INSTITUTO SUPERIOR DE CIÊNCIAS DO
TRABALHO E DA EMPRESA**

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Gabriel Cupertino Osório de Barros

Dissertação apresentada no Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da
Empresa, sob a orientação do Professor Doutor Emanuel Reis Leão

Outubro de 2008

Agradecimentos

Agradeço

Ao meu orientador, o Professor Doutor Emanuel Reis Leão, pela contribuição no sentido de melhorar a presente dissertação;

À minha família, pelo apoio e amparo constante na elaboração desta dissertação;

À minha primeira professora, Sr.^a D. Rosa Maria Grosa, cuja memória guardo viva, que deu início ao meu longo processo de aprendizagem e formação;

Aos meus amigos... porque metade de mim são eles!

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Índice

1. Introdução – A Ameaça da Falência Financeira	1
2. Empresa em Falência – Interessados nos Modelos de Previsão de Falência	7
3. Definição de Falência Empresarial e seu Prognóstico	10
4. Metodologias de Investigação	16
4.1. Principais Metodologias Tradicionais	16
4.1.1. Modelo de Beaver	18
4.1.2. Modelo de Altman: Z-score	20
4.1.3. Modelo Logit, Probit e Gompit	29
4.1.3.1. Modelo Logit	33
4.1.3.2. Modelo Probit	35
4.1.3.3. Modelo Gompit	36
4.2. Indicadores de Diagnóstico Económico – Financeiro: Utilização de Rácios na previsão de problemas de Falência	36
5. Análise Empírica e Resultados	39
5.1. Selecção do Sector em Análise e Factores que levam essas empresas à Falência	39
5.2. Amostra e Selecção dos Dados	41
5.3. Descrição da Amostra	43
5.4. Metodologia para a Construção do Modelo	45
5.5. Estimação do Modelo	51
5.5.1. Estimação do Logit através do SPSS para Selecção dos Rácios Relevantes	52
5.5.2. Estimação do Modelo Logit	54
5.5.3. Estimação do Modelo Probit	55
5.5.4. Estimação do Modelo Gompit	56
5.6. Avaliação dos Modelos	57
6. Conclusão – A Previsão da Falência	64
Bibliografia	67

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Anexos	75
Anexo 1 – Modelo de Risco Proporcional de Wilcox	75
Anexo 2 – Redes Neurais	77
Anexo 3 – Modelo Discriminante	79
Anexo 4 – Problemas Decorrentes da Dicotomia da Variável Dependente	81
Anexo 5 – Função de Distribuição Logística	84
Anexo 6 – Rácios	86
Anexo 7 – Valores Observados e Valores Estimados	95

Resumo

Partindo de uma revisão bibliográfica, desenvolveu-se um estudo cujo objectivo consistiu em aferir a aplicabilidade de um modelo de classificação da situação financeira de empresas, de forma a permitir identificar estatisticamente aquelas com tendência para falir, no âmbito do enquadramento e características específicas das pequenas e médias empresas portuguesas. Para o efeito, utilizaram-se, numa amostra de empresas falidas e não falidas, as técnicas estatísticas de análise Logit, Probit e Gompit. As primeiras foram seleccionadas com base no facto de terem sido declaradas Falidas ou ter sido requerida a falência. As segundas constituem um conjunto de empresas consideradas saudáveis, encontrando-se entre as maiores (e aparentemente mais bem geridas) Pequenas e Médias Empresas Portuguesas. A amostra foi obtida, seguindo um conjunto de procedimentos que se convencionou denominar "*paired sample design*" (amostras emparelhadas), tendo sido seleccionada por cada empresa falida uma empresa considerada sã (seleccionadas entre as maiores). A partir dos Balanços e Demonstrações de Resultados do ano anterior à data de falência das empresas declaradas falidas (2005) e com base num conjunto de rácios económico - financeiros previamente seleccionados, no âmbito de uma análise Logit, Probit e Gompit, derivaram-se várias funções específicas a partir da base de dados disponível. A "taxa de erro global aparente" obtida para o ano anterior à data de falência das empresas foi, no modelo seleccionado (Gompit), de 5,4%, isto é, grande parte das empresas da amostra foram correctamente classificadas com base no modelo obtido.

Palavras-Chave: Falência, Modelos de Previsão, Pequenas e Médias Empresas (PME), Logit, Probit e Gompit.

Códigos JEL: C51, C52, G33

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Abstract

Based on a bibliographic revision, a study was developed with the purpose of testing the applicability of a classification model of the companies' financial situation, in order to allow the statistical identification of those with trend to bankruptcy, in scope of the specific environment and characteristics of the Portuguese "small and medium enterprises". To achieve that goal, statistical techniques of Logit, Probit and Gompit analysis, were used in a sample of bankrupt and healthy companies. The first ones were selected based on the fact that bankruptcy was declared or required. The second ones constitute a group of companies considered healthy, amongst the biggest (and apparently better managed) Portuguese small and medium enterprises. The sample was obtained following a group of procedures that are usually named "paired sample design", having been choosed a healthy company for each bankrupt company. Using the Balance and the Income Statement of the year previous to the date of the companies' bankruptcy (data of the year 2005) and based on a group of economic and financial ratios previously selected, in the context of the Logit, Probit and Gompit analysis, specific functions were derived from the available data sample. The "percentage of apparent global error" obtained for the year previous to the bankruptcy of the companies, in the selected model (Gompit), was of 5.4%, which means that most of the companies of the sample were correctly classified by the obtained model.

Keywords: Bankruptcy, Prevision Models, Small and Medium Enterprises, Logit, Probit and Gompit.

JEL codes: C51, C52, G33

1. Introdução – A Ameaça da Falência Financeira

Tem-se verificado, em Portugal, grande número de falências de empresas¹, principalmente entre as Pequenas e Médias Empresas (PME). Este tema veio a ter realce especial com a aprovação do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (Decreto – Lei n.º 53/2004, de 18 de Março de 2004).

Esta situação é ainda mais grave se for tido em conta, conforme refere Gamelas (2005), que os credores obtêm apenas 10% das dívidas a que tinham direito, esperando em média 10 anos para receberem os créditos, que só os custos com a liquidação absorvem, em média, 29% do valor de realização dos activos em liquidação e que as dívidas reclamadas, em média, são superiores em 37% ao passivo declarado em Balanço contabilístico.

Segundo Neves (2004) “em Portugal o peso das PME é muito importante”, embora neste caso se tenha que ter em conta que “as informações contabilísticas são de mais difícil acesso, para além de, muitas vezes, não representarem a situação real da empresa”. No entanto, como refere o mesmo autor, “é exactamente para as pequenas empresas que as instituições de crédito mais necessitam de instrumentos de análise de risco”.

Dados fornecidos pelo Instituto Nacional de Estatística, relativos a 2004, indicavam que as PME representavam 99,6% do tecido empresarial, geravam 75,1% do emprego e realizavam 56,8% do volume de negócios² nacional (IAPMEI, 2007).

¹ Empresa é aqui entendida como uma entidade jurídica (pessoa colectiva) formando uma unidade organizacional de produção de bens e serviços, com uma certa de autonomia na tomada de decisões, especialmente no que se refere à aplicação dos seus recursos correntes.

² Valor das vendas de bens e das prestações de serviços relativas às actividades normais das empresas, não incluindo o IVA.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Quanto à estatística das falências, segundo dados da Coface Serviços Portugal, divulgados pela Agência Financeira e pelo Jornal de Notícias, no primeiro semestre de 2007, 522 empresas apresentaram pedido para lhe ser declarada falência – mais 94,8 % em relação a igual período de 2006, e foram requeridas por fornecedores 1115 declarações de insolvência – mais 98,4 % face ao semestre homólogo anterior. No total faliram 304 empresas entre Janeiro e Junho de 2007.

O mesmo estudo conclui que a quebra do número de falências declaradas, que baixou 28,8%, ficou a dever-se ao facto de os juízes não terem a “disponibilidade necessária para encerrar os processos”.

A Coface Serviços Portugal, apesar de considerar que há uma melhoria da situação macroeconómica, observa uma degradação da “saúde” das empresas.

Dados constantes dos Estudos das Falências efectuados pela mesma entidade mostram ainda que as empresas mais afectadas são as de menores dimensões.

À medida que uma empresa “saudável” enfrenta problemas financeiros, entra numa fase de grande perigo. Alterações nas actividades da empresa e na estrutura de capital (reestruturação) devem ser feitas para a manter “saudável”. Muitas empresas têm tentado reestruturar as suas operações de forma a sobreviver em mercados cada vez mais competitivos, de forma a conseguir manter a solvência.

A degradação contínua da situação financeira leva à insolvência e, em última análise e potencialmente, à falência. A informação disponível mostra que muitas empresas não tentam adequadamente resolver os seus problemas financeiros antes que seja demasiado tarde para evitar a falência.

A sobrevivência de uma empresa num mercado competitivo é dependente de:

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

1. Quão financeiramente saudável é a empresa e o seu arranque,
2. A capacidade da empresa (e flexibilidade e eficiência relativas) de “fazer dinheiro” a partir das suas operações,
3. A capacidade de acesso da empresa aos mercados de capitais, e
4. A capacidade financeira da empresa e capacidade de manutenção quando enfrentar situações de escassez de fundos não planeadas.

Infelizmente, não existe uma medida de “saúde” financeira. Idealmente, a solvabilidade poderia ser medida através de um indicador.

À medida que a situação da empresa progressivamente piorasse, o indicador de solvabilidade registaria um movimento no sentido da insolvência. Em última instância, à medida que a “saúde” continuasse a piorar, o indicador de solvência alertaria para o facto.

Uma vez que na realidade não existe uma única medida de robustez financeira, medidas de vários aspectos da solvência são muitas vezes combinadas no sentido de estimar o estado de uma empresa num determinado momento.

Tentativas de desenvolver um modelo de previsão de falência de empresas ganharam relevo durante os anos 60 do século XX, continuando nos dias de hoje a ser um importante tema de investigação. No entanto, enquanto a investigação continua a decorrer há cerca de 50 anos, é interessante notar que não foi ainda desenvolvida uma teoria de como e porquê as empresas vão à falência, de forma abrangente. A utilidade destes modelos é sugerida por Ohlson (1980)³.

Muita da informação publicamente disponível acerca destes modelos de previsão é baseada na pesquisa académica. Salienta-se, no entanto, que a previsão da falência de

³ “...os problemas do mundo real estão relacionados com escolhas que têm um grande conjunto de resultados possíveis. Nenhum problema de decisão que eu possa pensar tem um conjunto de resultados que seja particionado naturalmente no estado binário falência vs não falência... Também me abstive de fazer inferências quanto à relativa utilidade de modelos alternativos, rácios e modelos de previsão... Grande parte da análise deveria ser vista simplesmente como estatística descritiva”.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

empresas em Portugal, até ao momento, não foi objecto de um estudo específico. A principal razão poderá ter sido a dificuldade de obter dados de empresas, especialmente das que têm dificuldades financeiras, uma vez que é difícil obter uma lista com a identificação daquelas.

Iremos, pois, com base nos estudos já existentes e em dados reais de pequenas e médias empresas portuguesas e através de “indicadores precoces” (Marín, 1986), ou *early warnings*, estimar um modelo previsional da falência daquele tipo de empresas.

A investigação analisará o comportamento daquelas empresas, no período de 1 ano antes da falência, com dados de 2005, nos quais se observa um conjunto de empresas em processo de falência (apresentada, requerida por terceiros ou declarada pelo tribunal), publicitadas durante o primeiro trimestre de 2007, nos termos do Artigo 38º n.º 3 alínea b) do Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de Março (<http://www.tribunaisnet.mj.pt/cire/default.aspx>), em contraposição com a observação do comportamento, em condições similares, de empresas financeiramente consideradas saudáveis, seleccionadas entre as maiores e melhores Pequenas e Menores Empresas portuguesas.

Com os dados destas empresas propor-se-á um modelo de previsão de situações de crise, baseado na aplicação e comparação entre modelos elaborados.

Assim, através dos dados financeiros das empresas e usando ferramentas analíticas, pretende-se desenvolver um classificador capaz de avaliar e prever o futuro estado financeiro de uma determinada empresa em particular, identificando, desta forma, empresas em má situação financeira.

É certo que a falência de qualquer empresa não é algo que se possa prever com facilidade. Caso contrário, estaríamos a falar de uma de duas situações: não resultaria a efectiva falência da empresa, uma vez que seriam tomadas as devidas providências para que tal não acontecesse ou, pelo contrário, seria uma “profecia auto-cumprida, porque

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

os fornecedores e os bancos cortariam o crédito e os clientes perderiam a confiança” (Robinson, 1995). No entanto, verifica-se que uma empresa não sofre um colapso, sem que antes haja sinais que o indiquem.

Por outro lado, o emprego de rácios na determinação antecipada de um período crítico que leve à falência, sustenta-se na ideia de que todas estas situações se caracterizam por uma deterioração dos rácios. No entanto, segundo Laitinen (1991), nem todas as empresas apresentam o mesmo comportamento, pois nalgumas delas a deterioração dos rácios não é contínua, reflectindo movimentos cíclicos. Apresentando grandes variações, poderão resultar numa situação de falência. Ainda segundo Laitinen (1991), temporalmente, o peso dos diferentes rácios empregues e inclusivamente a sua grandeza adquirem maior ou menor valor. Assim, o modelo Z-score de Taffler para 1974, não inclui os mesmos cinco rácios que o modelo modificado para 1976 (ambos aplicados em Inglaterra).

Apenas é possível elaborar um trabalho deste género, com uma abordagem teórica, a qual está sempre sujeita a opiniões pessoais. Conseguir, através da aplicação da teoria à prática, adaptar um modelo a um determinado tipo de empresas, com uma amostra significativa da população, permite obter uma análise mais real, cujos dados não dependem apenas da mera percepção da realidade, mas antes de uma abordagem matemática e estatística de suporte.

Naturalmente, é necessário associar e relacionar fundamentadamente aquelas duas análises, dado que uma análise meramente baseada na estatística não nos dá a segurança de uma análise baseada em conhecimentos teóricos consolidados.

Daí que seja objectivo deste trabalho conseguir uma abordagem empírica consistente e que traga contributos acrescidos para um desenvolvimento significativo do tema.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Estrutura da dissertação

A estrutura da dissertação reflecte tudo o que já foi referido, estando dividida em 6 pontos.

Na introdução (ponto 1) é feita uma abordagem geral sobre os objectivos pretendidos com a dissertação e a estrutura que a mesma apresenta.

Nos pontos 2 e 3 far-se-á uma investigação do significado do termo falência e interessados em obter tal informação.

O ponto 4 apresenta uma abordagem teórica dos métodos de previsão de falência, na qual optámos por focar apenas os principais contributos para este estudo – Análise Univariada, Discriminante, Logit, Probit, Gompit, tentando-se proceder à comparação de tais técnicas, nomeadamente quanto à sua eficiência. Ainda neste ponto são tecidas várias considerações sobre a utilização de indicadores na previsão.

Nos pontos 5.1. e 5.2. são tecidas várias considerações sobre os indicadores a utilizar, sobre as características do tipo de empresas escolhidas e sobre a informação estatística utilizada para a elaboração dos modelos de previsão de falência, aplicados à realidade financeira em causa.

Do ponto 5.3 ao ponto 5.6. é feita uma descrição estatística da amostra e são apresentados princípios metodológicos que serviram de base à estimação, avaliação e escolha do modelo que melhor se aplica à situação em causa.

Após a apresentação dos modelos e escolha do mais eficiente entre aqueles, conclui-se, no ponto 6, quanto à validade do estudo da previsão de falência, quanto às vantagens de utilizar o modelo seleccionado como um instrumento de gestão e quanto à aplicação do modelo ao tecido empresarial (Pequenas e Médias Empresas).

2. Empresa em Falência – Interessados nos Modelos de Previsão de Falência

Embora a questão da falência das empresas não seja recente, apenas na década de 60, do Século XX, surgem os primeiros modelos de previsão daquele acontecimento merecedores de confiança, quer pela sua consistência técnica, quer pela sua aplicabilidade. Ainda assim, é importante salientar que, conforme foi referido na Introdução, não foi ainda desenvolvida uma teoria única de como e porquê as empresas vão à falência.

Essa previsão é importante não apenas para os investidores e credores, mas também para os próprios clientes.

Efectivamente, no caso dos primeiros, não é difícil entender que apenas teriam a perder, caso sucedesse uma situação de falência. No caso dos credores, nomeadamente as instituições financeiras, estes acabam geralmente por não receber o capital que lhes é devido, já que a empresa deixa de possuir liquidez para o fazer. Pela mesma razão, os investidores deixam de ver o seu capital rentabilizado, podendo mesmo vir a perder parte ou a totalidade do investimento feito na empresa.

No caso dos clientes, os efeitos da falência poderão não ser tão directamente identificáveis, mas não deixam de ter impacto sobre eles. Senão, veja-se o caso da empresa que conta com os fornecimentos para prosseguir os seus objectivos e que, de repente, deixa de poder exercer a sua actividade por o fornecedor ter aberto falência e, em consequência, ter deixado de proceder aos fornecimentos.

Naturalmente, são também interessados os Gestores, as Entidades Reguladoras e as Entidades Governamentais.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Os gestores, tendo conhecimento da existência de problemas financeiros da empresa, podem tomar medidas correctivas de forma a aumentar a liquidez e a reduzir a exposição ao risco financeiro.

Para as entidades reguladoras, pela sua responsabilidade no controlo da estabilidade e da situação financeira das empresas de determinados sectores, como a banca ou os seguros, e para as entidades governamentais, na medida em que são responsáveis pela concessão de ajudas a empresas em dificuldades, este tipo de previsões é um bom instrumento para aferir a situação de determinado tipo de empresas ou de um determinado sector.

Em suma, a previsão do fracasso empresarial, através da classificação de casos conhecidos e generalizando a outros casos, tem sido tema de estudo nas últimas décadas. Uma previsão acertada do fracasso das empresas é importante, principalmente para investidores, auditores e credores. Também pode ajudar accionistas e inclusivamente o Governo, a evitar grandes perdas, mediante o controlo da bancarrota.

Temos, assim, os seguintes interessados e respectivo interesse:

- Investidores e analistas financeiros: Aquisição - venda de participações
- Accionistas: Previsão do êxito – fracasso empresarial
- Entidades Financeiras: Concessão de Crédito, de forma a evitar possíveis clientes em falência
- Clientes, Fornecedores, Trabalhadores e outros: Relações Comerciais e Laborais
- Auditores: Controlo do cumprimento do Princípio Contabilístico da Continuidade
- Entidades Reguladoras, Entidades Regulamentadoras, Economistas e Consultores Externos: Crise e Reconversões Empresariais
- Gestores: Planificação estratégica, Gestão e Controlo

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Assim sendo, pode inferir-se que é bastante útil e necessária a utilização dos modelos de previsão da falência das empresas. Tal é, naturalmente, dependente da boa classificação conseguida através dos modelos, pois os custos de uma má previsão podem ser elevados.

3. Definição de Falência Empresarial e seu Prognóstico

Existem diferentes conceitos para definir o estado de falência empresarial e, portanto, é necessário adoptar um critério objectivo para categorizar empresas solventes e insolventes.

Entre as diferentes definições de falência empresarial que foram utilizadas por diversos investigadores e que serviram de parâmetro para diversos trabalhos empíricos ao longo das últimas décadas, destacamos as seguintes (Mora (1994) e elaboração própria):

- Aquelas empresas que se encontram legalmente em falência – Altman (1968)
- A incapacidade de a empresa fazer face às suas obrigações financeiras até ao seu vencimento – Beaver (1966)
- Incapacidade de pagar as dívidas por parte da empresa, entrando num processo de falência ou num acordo para reduzir as referidas dívidas – Blum (1974)
- Empresas em relação às quais tenha sido pedida a falência – Casey et al. (1985)
- Empresas que se encontram em situação de “quebra”, insolvência, ou foram liquidadas em benefício dos credores – Deakin (1972)
- Este autor não apresenta uma definição própria, identificando-se com as definições dadas por Beaver e Blum – Edminster (1972)
- Empresas que tenham declarado falência, ter sido declarada falida ou ter sido liquidada – Gentry, et al. (1985)
- Empresas que tenham sido declaradas falidas ou tenha sido efectuada qualquer petição nesse sentido - definição puramente legalista – Ohlson (1980)

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

- Liquidação voluntária, ordem legal de liquidação ou intervenção estatal – Taffler (1982)
- Aquelas empresas que solicitem a falência – Zmijewski (1984)

Nesta dissertação iremos utilizar o termo falência, o qual designa a empresa cuja falência tenha sido requerida ou declarada, que suspenda os seus pagamentos por não poder honrar as suas dívidas para com os seus credores.

Aliás, já o Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 132/93, de 23 de Abril, definia falência como o estado da empresa impossibilitada de cumprir as suas obrigações, depois de se ter mostrado economicamente inviável ou considerado impossível a sua recuperação financeira. Meio processual adequado (processo especial) a obter a declaração do estado de insolvência do devedor impossibilitado de cumprir as suas obrigações, a liquidar o seu património e a pagar, com o produto daquela liquidação, aos credores.

Aquela legislação foi posteriormente revogada pelo Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de Março, que aprova o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas, que estabeleceu a “mudança de designação do processo, que é agora a de ‘processo de insolvência’”, sendo “considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas”. Segundo o mesmo articulado, “a insolvência não se confunde com a ‘falência’, tal como actualmente entendida, dado que a impossibilidade de cumprir obrigações vencidas, em que a primeira noção fundamentalmente consiste, não implica a inviabilidade económica da empresa ou a irrecuperabilidade financeira postuladas pela segunda”.

Assim, denominaremos daqui para a frente como falidas todas as empresas que se incluam nesta definição (tenha sido requerida ou declarada a falência) e como não falidas todas as restantes.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Esta delimitação é vantajosa, por permitir criar uma escolha de empresas falidas mais homogénea do que se fosse feita com base em critérios mais amplos (baseados nomeadamente em valores da contabilidade, como é o caso do valor do património). Além disso, a informação sobre este tipo de empresas está publicamente disponível, ainda que não seja sempre obrigatória a sua publicação, através das Conservatórias do Registo Comercial, onde devem proceder à entrega das suas contas anuais.

Embora a ideia de falência esteja habitualmente associada ao desaparecimento da empresa, antes que tal suceda a empresa passa por um longo período de crise com várias fases distinguíveis. Muitos autores resumem esta série de fases em dois grandes grupos, usando os dois significados do conceito de falência: económica e financeira.

A falência económica começa, quando a rentabilidade do capital investido está abaixo do seu custo de oportunidade, isto é, um investimento na empresa implica menor rentabilidade que outras alternativas com o mesmo risco.

À medida que a falência económica avança e se consolida na empresa, as receitas começam a ser menores que as despesas, aparecendo então os primeiros resultados negativos.

Se a deterioração causada pelo processo de falência económica não for corrigido, este levará a empresa a uma situação de insolvência técnica. Esta é a primeira fase do que é conhecido como falência financeira. Nesta situação, a empresa não tem capital disponível suficiente (liquidez) para fazer face às suas responsabilidades (despesas).

Este processo ruinoso levará a empresa a uma situação na qual não só não pode fazer face aos seus débitos, como se encontrará com património líquido negativo. Isto significa que as suas dívidas são maiores que o valor das suas posses, e pode conduzir a um rápido desaparecimento da empresa.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas **Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas**

O estudo da falência empresarial deve procurar sempre as causas da situação analisada através dos sintomas visíveis. Tal como propõe Argenti (1976), é interessante conhecer as causas pelas quais outras companhias faliram, para tentar evitá-las. No entanto, descobrir as causas é impossível, se não for através dos sintomas.

Algumas dessas causas são má administração, deficiência nos sistemas de contabilidade, incapacidade para a adaptação à mudança do meio envolvente, enveredar por projectos demasiado ambiciosos, financiamento exagerado com acesso a empréstimos, risco inerente ao mundo empresarial em que a empresa se insere, entre muitas outras. Quanto aos sintomas, Argenti (1976) aceita como mais significativo a deterioração sofrida nos rácios financeiros, à medida que a empresa se aproxima da falência.

O processo de insolvência é resultante da combinação de diferentes variáveis, algumas internas e outras externas. Com base num trabalho de Gabás (1980, 18), podemos considerar que as causas mais importantes que podem contribuir para um estado de insolvência nas empresas são:

1. Causas com origem externa:

- De mercado: Concorrência excessiva e Forte queda da procura.
- Da envolvente política, económico e social: Fase depressiva do ciclo económico; Crise (Crise do petróleo, Guerra do Golfo, Guerra no Iraque, conflitos locais, etc.); Política económica do governo; Mudanças sociais radicais e significativas.

2. Causas com origem interna: Ineficácia da direcção; Estratégias erradas ou inadequadas; Sistema produtivo ineficiente; Investimentos improdutivos; Excessivo endividamento, agravado em certas épocas por elevadas taxas de juro; Final do ciclo de vida do produto; Fracasso de empresas do mesmo grupo; Problemas internos não resolvidos; Alta morosidade.

3. Causas especiais: Novas empresas: apresentam uma taxa de “mortalidade” muito elevada nos primeiros anos de actividade.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

A insolvência de uma empresa é, para Altman (1968), declarada quando os accionistas recebem pelos seus investimentos uma rentabilidade menor, do que a rentabilidade oferecida pelo mercado, em investimentos de risco similar.

O estado de insolvência de uma empresa, segundo Lev (1978), pode verificar-se, quer quando se verifica haver incapacidade para pagar as obrigações financeiras na data do seu vencimento, quer quando os activos forem inferiores ao valor dos passivos, provocando uma situação líquida negativa.

Gabás (1990) afirma que “dentro da diversidade é frequente a escolha da definição de fracasso baseada nas situações de falência já que é um conceito rigoroso, alheio a diferentes interpretações e presente em bases de dados acessíveis, que supões um aumento de objectividade em qualquer investigação empírica”.

Também para Gallego *et al.* (1997), na classificação das empresas devem ser utilizadas normas bastante objectivas. Estes autores optaram por utilizar uma definição de insolvência empresarial, que permita identificar com precisão as empresas em crise de insolvência.⁴

Segundo Martín (1986), a crise “numa empresa ou organização, é uma situação definitiva e delimitada no tempo, na qual os responsáveis da mesma vêem em perigo e ameaçados os objectivos ou metas que prossegue a empresa, com uma clara pressão temporal para tomar soluções ou medidas correctoras e com um desenlace com repercuições no futuro dos participantes e da própria organização”. Em consequência, o momento da crise implica o aviso de uma possível situação de perigo para a empresa.

Uma situação de falência, segundo Tomas, Amat e Esteve (1999), torna-se evidente quando se apresentam as seguintes situações:

⁴ Segundo estes autores, “concretamente o fracasso refere-se à condição legal da empresa que foi declarada em falência.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

- Iliquidez – situação na qual a empresa é incapaz de fazer face às suas obrigações de curto prazo;
- Insolvência – refere-se à incapacidade de a empresa fazer face a todas as suas obrigações, qualquer que seja o seu prazo.

São características de uma empresa em falência as dificuldades financeiras, que acabam por levar ao incumprimento das obrigações, levando à perda de fornecedores e clientes e à dificuldade na obtenção de crédito, situação que acaba por tomar um “efeito bola de neve”.

De referir, finalmente, que, segundo Richardson, Kane e Lobingier (1998), também as condições macroeconómicas (não tidas em conta nos modelos propostos neste estudo) influenciam o aparecimento de situações de crise para a empresa, podendo levar a situações de falência.

4. Metodologias de Investigação

4.1. Principais Metodologias Tradicionais

Segundo Platt (1985) existem diferentes fontes que um agente externo pode usar para detectar os sintomas de falência de empresas, anteriormente mencionados. Estes podem ser agrupados em 3 (três) grupos: o sentido comum, a análise da contabilidade publicada pelas empresas (quando se aplica) e as ferramentas estatísticas.

O sentido comum, embora seja uma estratégia muito simples, tem a vantagem de não necessitar de sofisticados sistemas informáticos e de não necessitar a assimilação das condições financeiras, tantas vezes de difícil percepção. Basta, assim, prestar atenção à realidade quotidiana da empresa e seu meio envolvente. Alguns sinais inequívocos da proximidade de uma situação crítica, são as alterações de auditor, o facto de membros da direcção renunciarem repentinamente, das linhas de crédito serem reduzidas ou canceladas, haver excesso de stock ou o aparecimento da produção a preços inferiores ao seu valor.

A análise do estado da contabilidade é parte do processo de informação, cujo objectivo é o fornecimento de dados para a tomada de decisões. A ideia de falência tem permanecido ligada à técnica dos rácios financeiros, por se pensar que os rácios pioram à medida que a empresa avança no processo de crise, de forma que a deterioração sofrida pela companhia pode ser medida. Devido à complexidade na compreensão da informação dos dados financeiros, a análise dos rácios financeiros tem sido, muitas vezes, usada.

O grande interesse na comparação entre diferentes empresas, influenciou o seu uso. Existem, no entanto, duas dificuldades principais, relativamente aos rácios financeiros: a sua criação e interpretação. Acresce a necessidade de homogeneização

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

dos rácios, para tornar compatíveis empresas diferentes. Feito isto, a tarefa seguinte prende-se directamente com o uso da Estatística.

Embora ignoradas durante meio século pelos analistas, as técnicas estatísticas são hoje em dia uma importante ferramenta comumente usada, uma vez que dota a análise de objectividade.

Durante as últimas 4 décadas, desde o trabalho inicial de Beaver (1966), têm surgido diversos trabalhos empíricos sobre modelos de previsão da falência das empresas.

Relativamente a estes modelos, pode distinguir-se, segundo Gallego, Gómez e Yáñez (1997), 2 vertentes: “A primeira é orientada para a aplicação de um método que permita melhorar a capacidade de previsão. (...) Na segunda, a atenção centrou-se na busca empírica do conjunto de rácios financeiros que minimizam os erros de previsão. Outras investigações indicam que certas variáveis qualitativas podiam mostrar sinais do fracasso, ou que a suas causas não são só internas, pelo que propõem a utilização de variáveis macroeconómicas”.

Com o presente capítulo, pretende-se dar uma ideia geral dos principais trabalhos empíricos elaborados sobre modelos de previsão de falência, com base em metodologias tradicionais.

Como poderemos ver, existiram várias fases relevantes no desenvolvimento das medidas de falência financeira: Análises de Beaver, de Altman, Logit, Probit e Gompit.

Além disso, tem havido outras abordagens das quais se realça o Modelo de Wilcox, baseado na Teoria dos Jogos, e os modelos baseados nas Redes Neurais. No entanto, por não serem essenciais para a presente dissertação remete-se uma pequena abordagem daqueles modelos para os Anexos 1 e 2, respectivamente.

4.1.1. Modelo de Beaver

O primeiro estudo conhecido nesta área da análise de rácios e identificação de falências é atribuído a Beaver (1966), que realizou uma análise univariada, estudando separadamente vários rácios financeiros e o valor a partir do qual se pode considerar que se está perante uma situação crítica (abrindo caminho à análise multivariada ⁵).

Na análise univariada, assume-se que uma única variável pode ser usada com fins previsionais.

Beaver foi um dos pioneiros no uso de técnicas estatísticas na análise de rácios financeiros para prever a falência empresarial. Este estudo baseava-se inicialmente em 30 rácios de 79 empresas falidas e de outras tantas não falidas, tendo sido seleccionados posteriormente 6 rácios. Os dados correspondiam aos últimos 5 (cinco) anos antes da falência. A análise dos rácios está baseada na comparação das médias dos valores para aqueles rácios em cada grupo (falidas e não falidas), observando as diferenças.

Este estudo baseava-se, assim, na aplicação de métodos estatísticos. Procurava testar os rácios mais significativos do risco de falência, através da comparação dos dados de uma amostra de empresas em risco, com os rácios de outras empresas de dimensão comparável, prosseguindo a mesma actividade, mas escolhidas ao acaso.

Através daquela comparação, efectuada rácio a rácio, Beaver pretendia encontrar os indicadores que, pela sua relevância, permitissem integrar as empresas da amostra, da forma mais correcta possível, no grupo das empresas em risco ou no grupo de empresas normais. Para tal, desenvolveu para cada rácio e cada ano, um heurístico (criação de algoritmos com uma solução óptima) dicotómico, para a classificação, que tratava de minimizar o erro de classificação.

⁵ Também chamada Multiple Discriminant Analysis ou MDA.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

O modelo univariado, tal como proposto por Beaver, permitiu identificar factores relacionados com a falência financeira, não tendo, no entanto, proporcionado uma relevante medida do risco.

Deste estudo resultou que o rácio mais significativo, que permitiu a reclassificação correcta de 87% das empresas, um ano antes da falência e de 78%, cinco anos antes da falência, era o seguinte:

$$\frac{\text{Autofinanciamento}}{\text{Passivo}}$$

No entanto, o modelo univariado de Beaver contrasta com o carácter multivariado inerente à informação da situação financeira. Assim, para valorizar correctamente a informação atrás mencionada, esta deve ser interpretada de uma perspectiva que permita pensar nos vários aspectos financeiros da empresa, como um todo. A procura desta perspectiva foi a razão pela qual os investigadores começaram a usar técnicas de estatística multivariada para a previsão da falência empresarial.

Verifica-se, pois, que esta abordagem inicial não permitia estudar a relação existente entre cada um dos rácios, uma vez que os estudava isoladamente. Daí a importância da passagem de uma análise unidimensional para uma análise multidimensional, uma vez que considera aquela interdependência.

Na Análise Univariada assume-se, segundo Cook e Nelson (1998) que “*a single variable can be used for predictive purposes*”. O modelo univariado proposto por Beaver atingiu, segundo Sheppard (1994), “*a moderate level of predictive accuracy*”. A análise univariada permitiu identificar factores relacionados com a falência; no entanto, segundo Stickney (1996), aquela análise não proporcionou uma relevante medida do risco.

4.1.2. Modelo de Altman: Z-score

Na fase seguinte da medição da falência financeira, a análise multivariada (também conhecida como análise discriminante múltipla) tentou, conforme referem Cook e Nelson (1998), ultrapassar os problemas resultantes da utilização de variáveis, isoladamente.

Altman (1968)⁶, professor de Finanças na New York University School of Business, para muitos autores considerado o verdadeiro precursor dos Modelos de Previsão de Falência, propôs um modelo baseado na análise discriminante que viria a ser conhecido como Z-score, desenvolvido em final dos anos 60, e que é o método mais conhecido e mais vulgarmente usado, que combinou várias medidas de rentabilidade e risco.

O Z-score de Altman é basicamente um indicador de falência que pode ser usado para apurar a “saúde” financeira de uma empresa. Aquele indicador provou ser preciso na previsão da falência, numa grande variedade de contextos e mercados. O perfil do Z-score para negócios em falência indica, muitas vezes uma tendência consistente à medida que aquelas empresas se aproximam do colapso.

Altman (1968) foi o pioneiro na aplicação da Análise Discriminante (abordada no Anexo 3) ao problema mencionado. A combinação linear de cinco rácios constituiu um previsor capaz de discriminar entre empresas falidas e não falidas com uma elevada percentagem de êxito nos dois anos anteriores à falência.

Este foi um dos principais mecanismos criados no sentido de analisar quando chegará o fim da vida de uma empresa, pois a análise discriminante permite detectar relações entre uma característica qualitativa que se pretende explicar e um conjunto de características qualitativas explicativas.

⁶ O Professor Altman continua a actualizar os coeficientes do modelo de forma a reflectir alterações nas formas de conduzir empresas.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Altman seleccionou um conjunto de rácios – característica quantitativa – e ponderações atribuídas de modo a produzir uma classificação Z , isto é, um indicador de síntese (*score*) cujos valores permitissem diferenciar, da melhor forma possível, a população de empresas “normais”, da população de empresas “de risco” – característica qualitativa.

A principal vantagem deste modelo é a de, através da utilização de uma combinação de rácios financeiros, tornar menos provável que o resultado seja alterado como consequência da manipulação das declarações financeiras.

Com aplicação deste método, obtém-se assim um indicador sintético, combinação linear dos rácios, definida da seguinte forma:

$$Z = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_nX_n$$

A função apresentada em 1968, posteriormente modificada, devido a diversos contributos, foi elaborada com base no teste de um conjunto de 22 rácios, tomando por suporte uma amostra de 66 empresas, a qual inclui 33 em processo de falência, no período entre 1946 e 1965, e 33 em situação “normal”. Todas as empresas na amostra eram manufactureiras, tendo as pequenas empresas com activos inferiores a um milhão de dólares, sido eliminadas da base de dados que serviu de base à construção do modelo.

O modelo incorpora cinco importantes rácios financeiros no cálculo do Z-score. Altman (1968) considerou, após tratamento estatístico dos dados e com base nos resultados obtidos, que os seguintes rácios para empresas falidas diferiam significativamente dos de empresas não falidas:

- $X_1 = \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Activo Total}}$

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

X_1 - Este rácio mede o activo líquido em relação à dimensão da empresa. É o componente do Z-score, considerado como previsor razoável do aprofundamento de problemas na empresa. Uma empresa que apresenta repetidamente perdas operacionais sofrerá geralmente uma redução no fundo de maneiio, relativamente ao seu activo total. Curiosamente, Altman menciona que os rácios mais comumente usados não foram tão bons previsores como esta medida.

- $$X_2 = \frac{\text{Resultados Retidos}}{\text{Activo Total}}$$

X_2 - Este rácio é uma componente do Z-score que informa até que ponto a empresa reinveste os seus ganhos em si própria. Uma empresa mais antiga terá tido mais tempo para acumular ganhos, de forma que esta medida tende a favorecer empresas mais antigas. Muitos estudos mostraram que a taxa de falência está relacionada de forma muito directa com a antiguidade da empresa – quanto mais antigas menos probabilidade de falência.

- $$X_3 = \frac{\text{Resultado antes de Juros e de Imposto}}{\text{Activo Total}}$$

X_3 - Este rácio é uma medida de eficiência operacional, aparte de qualquer efeito alavanca. Reconhece os ganhos operacionais como a chave para uma viabilidade duradoura da empresa. Ajusta os ganhos de uma empresa para taxas de imposto variáveis e faz ajustamentos para alavancamentos causados por empréstimos. Estes ajustamentos permitem obter uma medida da eficiência da empresa, na utilização dos activos.

- $$X_4 = \frac{\text{Valor de Mercado dos Capitais Próprios}}{\text{Passivo Total}}$$

X_4 - Este rácio dá a indicação de quanto os activos de uma empresa podem diminuir em valor, antes que as dívidas excedam os activos. Este rácio adiciona uma dimensão de mercado. Estudos académicos de mercados accionistas sugerem que alterações no preço de segurança podem preconizar futuros problemas. As acções

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

consistem no valor de mercado de todos os stocks. Para empresas privadas o valor das acções é usado neste rácio, partindo da suposição implícita de que estas empresas registam os seus activos ao preço de mercado.

- $X_5 = \frac{\text{Vendas}}{\text{Activo Total}}$

X_5 - Este rácio mede a capacidade dos activos da empresa, de gerarem vendas. Esta é uma medida de facturação que, infelizmente, varia muito de uma actividade para outra.

A função discriminante obtida por Altman foi a seguinte:

$$\hat{Z} = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,999X_5$$

Tabela 1: Modelo Z-score (empresas cotadas)

Variável	Média das empresas falidas	Média das empresas não falidas	F Teste Univariado	Stepwise order
X_1	-0,061	0,414	32,60	5
X_2	-0,626	0,353	58,86	4
X_3	-0,318	0,153	26,56	1
X_4	0,401	2,477	33,26	3
X_5	1,503	1,939	2,84	2

Fonte: Altman (1993)

Além de permitir classificar as empresas por grupos de maior ou menor risco, este modelo permite ainda identificar que o rácio que melhor discrimina os grupos é o representado pela variável 2 - Rendibilidade do Activo.

Relativamente ao erro na análise, aplicando o modelo construído à amostra, obtêm-se os seguintes valores para um ano e para dois anos antes da falência:

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Tabela 2: Matriz de classificação (um ano antes da falência)

Realidade	Previsão	
	Falida	Não Falida
Falida	-	6%
Não Falida	3%	-

Fonte: Altman (1993)

Tabela 3: Matriz de classificação (dois anos antes da falência)

Realidade	Previsão	
	Falida	Não Falida
Falida	-	28%
Não Falida	6%	-

Fonte: Altman (1993)

Muitos dos estudos consideram erro tipo I como a classificação de uma empresa falida como não falida e consideram erro tipo II como a classificação de uma empresa não falida como falida. Em geral, os erros tipo I são considerados mais onerosos para a maioria dos utilizadores do que os erros tipo II.

Verifica-se um erro tipo I de 6% e 28%, um e dois anos antes da falência, respectivamente, o que significa que o modelo classificou empresas que na realidade se encontram falidas, como estando na situação de não falidas.

Por outro lado, verifica-se um Erro Tipo II de 3% e 6%, um e dois anos antes da falência, respectivamente, o que significa que o modelo classificou empresas que na realidade não se encontram falidas, como estando na situação de falidas.

Este modelo provou ser capaz, para a amostra de empresas, de prever com uma precisão de aproximadamente 94% a falência no espaço de um ano e com uma precisão de mais de 70% a falência no espaço de dois anos antes de esta se verificar.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

O Z-score determinado pelo modelo é um valor situado no intervalo $[-4;8]$. Altman, por considerar demasiado alta a probabilidade de erro na classificação das empresas, sugeriu a criação de três grupos, em vez de apenas dois.

Uma empresa com classificação inferior a 1,8 era considerada como uma falência provável, enquanto uma empresa com classificação acima de 3 era considerada em “boa forma”. Um valor entre 1,81 e 2,99 indicaria uma situação de incerteza na previsão do risco de falência.

Este modelo levanta um problema de aplicabilidade, uma vez que exige o conhecimento do valor de mercado da empresa, valor que não é facilmente obtido nos casos em que a empresa não está cotada na bolsa. No sentido de ultrapassar esta lacuna, Altman defende que deverá ser feita uma nova estimação do modelo, utilizando o valor dos capitais próprios em vez do valor de mercado, resultando assim uma alteração substancial ao modelo anteriormente obtido.

Teremos, então, que a nova função discriminante estimada por Altman será:

$$\hat{Z} = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,42X_4 + 0,998X_5$$

Tabela 4: Modelo Z-score (empresas não cotadas)

Variável	Média das empresas falidas	Média das empresas não falidas	F Teste Univariado	Stepwise order
X_1	-0,061	0,414	32,6	5
X_2	-0,626	0,353	58,8	1
X_3	-0,318	0,153	26,6	4
X_4	0,494	2,684	25,81	2
X_5	1,503	1,939	2,8	3

Fonte: Altman (1993)

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Mais uma vez se verifica que a segunda variável (Rendibilidade do Activo) é a que melhor discrimina o grupo das empresas falidas do grupo das empresas não falidas.

Sendo óbvio que o modelo de Altman é um contributo essencial para este tema, é necessário, no entanto, tecer-lhe algumas considerações.

Apesar dos resultados positivos do estudo de Altman (1968), o seu modelo tinha uma “debilidade”: assumia as variáveis na amostra como tendo distribuição normal. Segundo Sheppard (1994) “se as variáveis não têm distribuição normal, o método utilizado pode resultar na selecção de um conjunto não apropriado de previsores”.

O Z-score de Altman é uma fórmula criada para prever a falência de empresas. Foi demonstrado, por diversos estudos, ser viável numa grande variedade de empresas e contextos.

Embora os valores que entram no cálculo do índice estejam algumas vezes influenciados por factores externos, ele proporciona uma boa e rápida análise da situação da empresa em comparação com a concorrência e é uma boa ferramenta para analisar a estabilidade financeira ao longo do tempo.

No entanto, não foi elaborado para ser aplicado em todas as situações. Antes de usar o Z-score para fazer previsões, deve verificar-se se a empresa a ser examinada é comparável com a amostra original de Altman. Para empresas privadas, não manufactureiras e pequenas empresas, é necessário fazer ajustamentos ao modelo.

Por outro lado, este modelo baseia-se na realidade verificada num determinado momento e num determinado espaço geográfico. Não é de esperar que a situação se mantenha sempre igual, nem se deverá pretender que a aplicação do modelo a dados de empresas americanas tenha os mesmos resultados, quando aplicado a empresas portuguesas. É esse, aliás, o objectivo deste estudo.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Além disso, o sector e a dimensão das empresas constantes da amostra de Altman são, certamente, bastante diferentes dos encontrados nas Pequenas e Médias Empresas Portuguesas.

No entanto, com as devidas adaptações, este modelo pode ser um contributo para a análise da situação das Pequenas e Médias Empresas, desde que ajustado à realidade empresarial portuguesa.

De referir, ainda, que os rácios escolhidos por Altman não assentam em nenhuma teoria, mas na eficiência estatística do modelo, pelo que a amostra utilizada influencia aquela escolha.

O trabalho inicial de Altman foi adaptado, actualizado e melhorado por muitos investigadores. Os principais trabalhos a referir, foram os de Deakin (1972), Blum (1974), Edmister (1972), Libby (1975), Scott (1981) e Taffler (1982).

Também Altman desenvolveu um modelo Z-score revisto (com coeficientes revistos) que abandonou as variáveis X4 e X5 anteriormente utilizadas, substituindo-as por uma nova variável X4 que passou a ser “capitais próprios sobre passivo total” (net worth (book value) / total liabilities). A variável X5 foi excluída, para minimizar efeitos relacionados com a rotação no activo total.

Por volta de 1977, Altman, Haldman e Narayanan desenvolveram, juntamente com uma empresa financeira privada (Zeta Services, Inc.) um outro modelo revisto, com sete variáveis, baseado na amostra combinada de 113 fabricantes e retalhistas. O modelo Zeta é supostamente mais preciso na classificação de empresas falidas entre os 2 e 5 anos anteriores, sendo os resultados no ano imediatamente anterior, relativamente semelhantes.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

No entanto, os coeficientes do modelo não são especificados e não podem ser obtidos (sem contratar os serviços da empresa Zeta). O modelo Zeta baseia-se nas seguintes variáveis:

- Rendibilidade do risco – medida como “resultado operacional sobre activo”, este rácio serve para analisar o desempenho global dos capitais da empresa;
- Estabilidade da rendibilidade – medida pelo erro standard normalizado em torno da tendência de 10 anos da rendibilidade do activo, esta métrica funciona como um indicador do risco de negócio;
- Serviço da dívida – medido pelo rácio de cobertura dos custos financeiros usando o logaritmo (de base 10) de “resultado operacional sobre custos financeiros”, de forma a melhorar a normalidade e a homocedasticidade;
- Rendibilidade acumulada – medida como “resultados transitados e reservas sobre activo”, é um rácio afectado por factores como a idade da empresa, rendibilidade e política de dividendos ao longo do tempo, sendo, segundo Altman *et al.* (1977) um dos indicadores mais relevantes na discriminação das empresas;
- Liquidez – medida pelo rácio tradicional de liquidez geral através do qual se podem detectar possíveis problemas de tesouraria;
- Capitalização – medido pelo rácio de Autonomia Financeira com base na média dos valores de mercados de 5 anos;
- Dimensão – medida como o logaritmo do total dos activos tangíveis.

Relativamente à presente questão, pretendemos criar um modelo cuja variável dependente seja binária, pelo que se mostra necessário escolher o modelo mais adequado. Uma das hipóteses seria utilizar um modelo de regressão linear. No entanto, aquele modelo tem algumas limitações, expostas no Anexo 4.

Por causa da natureza especial da variável dependente (qualitativa) da equação estudada, verificaram-se os seguintes problemas de estimação e previsão:

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

- Devido à natureza heteroscedástica de ε_i , os estimadores de mínimos quadrados de α e β deixam de ser eficientes;
- Como ε_i não tem distribuição normal, os estimadores α e β também não têm distribuição normal, pelo que os testes clássicos de avaliação de significância não são válidos;
- Como $E(Y_i)$ é interpretado como uma probabilidade, o seu domínio está limitado pelo intervalo que vai de 0 a 1. No entanto, o valor previsto de Y é um ponto sobre a recta pelo que o seu domínio vai de $-\infty$ a $+\infty$.

4.1.3. Modelo Logit, Probit e Gompit

Como vimos, apesar dos resultados positivos do seu estudo, o modelo de Altman tinha uma falha grave: considerava que as variáveis na amostra de dados tinham distribuição normal. Se as variáveis não são todas normalmente distribuídas, os métodos empregues podem resultar na selecção de um conjunto inapropriado de previsores.

Há uma variedade de técnicas estatísticas multivariadas que podem ser utilizadas para prever uma variável dependente dicotómica a partir de um conjunto de variáveis independentes, como é o caso da Análise Discriminante. Quando a variável dependente apenas pode assumir dois valores, são violadas as suposições necessárias para testar hipóteses na análise de regressão múltipla. Por exemplo, não é razoável assumir que a distribuição dos erros seja normal. Outra dificuldade é que os valores previstos não podem directamente ser interpretados como probabilidades porquanto não se encontra dentro do intervalo entre 0 e 1.

A Análise Discriminante linear permite uma previsão directa do grupo a que a variável pertence – falidas / não falidas. No entanto, para que a regra de previsão seja óptima, esta técnica requer a suposição de normalidade multivariada das variáveis independentes e de matrizes de variância – covariância iguais nos dois grupos.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

O modelo de regressão logística requer menos pressupostos que a Análise Discriminante, apresentando bons resultados. O modelo Logit é de resposta qualitativa, pois é utilizado com a intenção de permitir uma escolha entre um determinado número de alternativas.

Assim, a necessidade de uma alternativa estatística para evitar os problemas relacionados com a Análise Discriminante conduziu ao uso de modelos baseados na probabilidade condicional, Logit, Probit e Gompit, com exigências mais flexíveis. Aqueles são modelos de escolha binária.

Ohlson (1980) é considerado o primeiro autor que publicou um método para a previsão de falência empresarial baseado nos modelos que usavam a probabilidade condicional. A sua metodologia foi seguida por outros autores, dos quais se destacam: Mensah (1983), Zavgren (1985), Casey e Baztczak (1985) e Peel (1987).

A Regressão Linear não pode ser utilizada para estimar as relações, quando a variável dependente não é quantitativa. Nesse caso, sendo aquela variável qualitativa, pode ser usado o modelo Logit.

Zavgren (1985) desenvolveu um modelo que permitiu ultrapassar este problema. Aquele modelo utilizou a Análise Logística (Logit) para prever a falência⁷. Devido à utilização da Análise Logit, o modelo é considerado, segundo Lo (1986), “more robust”. Além disso, a Análise Logit proporciona uma probabilidade de falência.

A técnica do Logit permite obter a probabilidade de uma observação pertencer a um determinado conjunto, dependendo do comportamento das variáveis independentes. Neste caso, as variáveis independentes são os indicadores económico – financeiros e a

⁷ Como vimos anteriormente, Ohlson (1980) é considerado o primeiro autor que publicou um método para a previsão de falência empresarial baseado nos modelos que usavam a probabilidade condicional. Embora não tenha obtido resultados brilhantes, a sua metodologia foi seguida por outros autores, como foi o caso de Zavgren.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

variável dependente é a qualidade, baseada numa probabilidade de a empresa estar ou não falida.

Este método usa uma técnica de estimação chamada Estimação pelo Método da Máxima Verosimilhança, um algoritmo que permite a estimação dos coeficientes do modelo que maximizam o logaritmo natural da função de verosimilhança. Este método é mais “robusto” (Lo, 1986), no que se refere à fiabilidade dos resultados, do que a Regressão Linear.

Os resultados deste método diferem dos da Regressão Linear. Além disso, uma vez que este método não se baseia nas propriedades dos valores residuais, há diferentes testes de eficiência que podem ser utilizados.

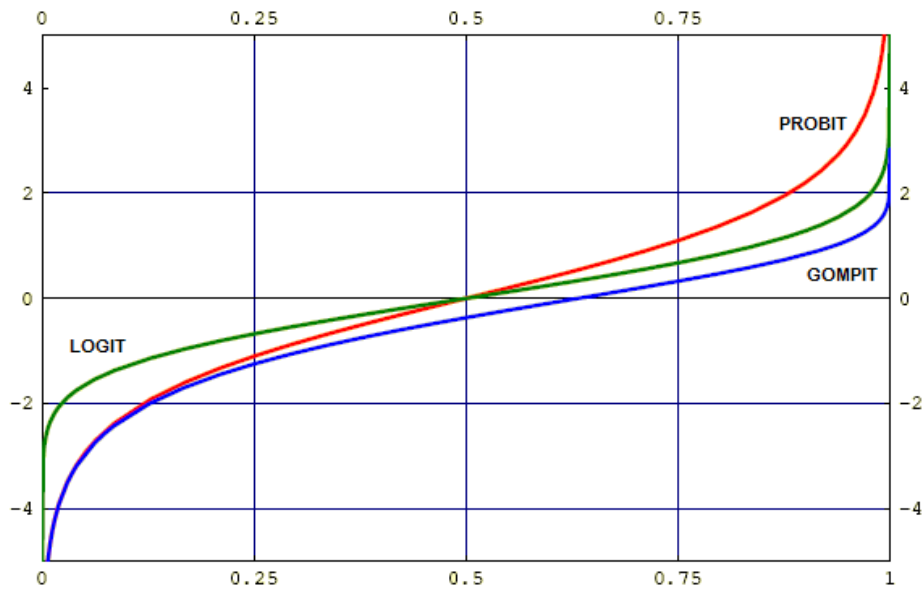
O Método Logit, também chamado Método Logístico, estima modelos nos quais a variável dependente é uma variável *dummy* – a variável descreve uma qualidade e não uma quantidade, podendo apenas tomar dois valores: 1 e 0. Estes modelos são normalmente usados para prever se um evento ocorrerá ou não, de forma que na presente matéria se pretende saber se uma Pequena / Média Empresa irá à falência (0) ou não irá à falência (1).

Outros métodos usados para estimar modelos com variáveis dicotómicas são o Probit e o Gompit. As técnicas de estimação dos modelos Logit, Probit⁸ e Gompit são similares e utilizam o método de estimação da máxima verosimilhança.

⁸ “Se olhar para um gráfico do Logit ou Probit, notará algumas características surpreendentes: à medida que o valor no eixo dos X aumenta, o valor no eixo dos Y gradualmente tende para 1, mas nunca o atinge. Pelo contrário, à medida que o valor no eixo dos X tende para infinito negativo, o valor de Y nunca desce abaixo de zero. O facto de os valores de Y se manterem dentro das margens de 0 e 1 proporciona o intuito racional para usar o Logit ou Probit. O eixo dos X representa as variáveis independentes e o dos Y representa a probabilidade de a variável dependente tomar o valor 1. Devido à natureza da curva, a probabilidade mantém-se sempre entre 0 e 1, independentemente do valor das variáveis independentes. Este é um requisito para estimar o valor da previsão de uma variável *dummy* porque o valor previsto é interpretado como uma probabilidade. A probabilidade tem que se situar entre 0 e 1.” Gupta (1999)

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Gráfico 1: Curvas das Funções Logit, Probit e Gompit



Como se pode ver pelo gráfico, o modelo Logit (Johnston et al, 2001),

$$\text{prob}[y_i = 1] = \frac{1}{1 + \exp^{-X_i\beta}}$$

o modelo Probit (Johnston et al, 2001)

$$\text{prob}[y_i = 1] = 1 - \Phi\left(X_i \frac{\beta}{\sigma}\right)$$

e o modelo Gompit (McCulloch, 2007)

$$\text{prob}[y_i = 1] = \exp^{-\exp^{-X_i\beta}}$$

são semelhantes, estando a grande diferença relacionada com o facto de as funções de distribuição dos modelos terem inclinações diferentes (no caso da curva da função de distribuição Normal aproxima-se mais rapidamente do eixo do que a curva da função Logística) ou configurações ligeiramente diferentes (no caso do Gompit que apresenta uma distribuição Gompertz).

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

As transformações do Logit e Probit são simétricas em relação a 0,5, onde o seu valor é zero. As três transformações são semelhantes, embora a Logit seja mais linear, podendo-se considerar praticamente recta entre 0,2 e 0,8. Em relação à transformação Gompit, não é simétrica, apresentando um crescimento rápido para valores grande de P. A transformação mais utilizada é a Logit, uma vez que é mais fácil de tratar do ponto de vista computacional.

Pelo exposto, o modelo Logit (assim como os modelos semelhantes - Probit e Gompit) afigura-se o mais apropriado ao estudo em causa, pois não sofre de nenhuma das limitações associadas ao modelo de probabilidade linear. A escolha entre os três modelos decorre essencialmente da conveniência matemática.

4.1.3.1. Modelo Logit

Usa-se o Logit para desenvolver um modelo que se ajuste da melhor maneira e de uma forma razoável para descrever a relação existente entre o resultado (variável dependente ou resposta) e o conjunto de variáveis independentes ou explicativas.

A característica fundamental desta regressão é que a variável dependente é dicotómica. Matematicamente, a função usada na distribuição logística (desenvolvida no Anexo 5) é extremamente flexível e fácil de usar.

Com a matriz dos rácios financeiros utilizada para derivar o modelo discriminante, obtêm-se os coeficientes da função logística.

Desta forma, no modelo Logit, a relação entre a probabilidade de falência de uma empresa (p) e o valor dos rácios económico – financeiros dessa empresa num determinado ano (X) é uma curva em S, que varia entre 0 e 1, tomando a forma da seguinte função:

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

$$\text{prob}[y_i = 1] = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

em que Z é representado pela relação linear

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m$$

onde: p = Probabilidade de falência

X = rácios financeiros – vector com os valores das vantagens explicativas

i = número de anos observados

β = coeficientes a estimar – vector de parâmetros desconhecidos que reflecte o impacto das variáveis explicativas na probabilidade de a empresa ser “boa” ou “má”

ou seja:

$$\text{prob}[y_i = 1] = \frac{1}{1 + e^{-X_i \beta}}$$

A Probabilidade de falência é obtida da seguinte forma: através do produto dos rácios económico – financeiros pelos seu coeficientes, obtidos através da regressão linear, é calculado um índice Z o qual, transformado pela expressão anterior permite obter uma determinada probabilidade de falência (p).

Se p for superior a 0,5, verifica-se que a probabilidade de falência é inferior a 0,5, sendo a probabilidade de a empresa se manter activa superior à de falir, considerando-se a empresa em boas condições. Por seu lado, se p for inferior a 0,5, então estamos perante uma probabilidade de falência superior a 0,5, considerando-se a empresa como falida.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

A aplicação do modelo Logit requer 4 (quatro) passos. Em primeiro lugar, calcula-se uma série de rácios financeiros. Em segundo lugar, cada rácio é multiplicado pelo respectivo coeficiente resultante da estimação, o qual pode ser positivo ou negativo. Em terceiro lugar, os valores resultantes são adicionados (Z). Finalmente, a probabilidade de falência de uma empresa é calculada como o inverso de $(1 + e^{-Z})$.

Assim, “variáveis explicativas com coeficiente negativo aumentam a probabilidade de falência, porque reduzem e^{-Z} para 0 (zero), daí resultando que a função de probabilidade de falência se aproxima de 1/1 ou 100%. Da mesma forma, variáveis independentes com coeficiente positivo diminuem a probabilidade de falência” (Stickney 1996).

Os rácios financeiros usados no modelo Logit, desenvolvido por Chistine Zavgren (1985) foram os seguintes: Existências médias/Vendas, Média de Dívidas de Terceiros/ Existências médias, (Dinheiro + Disponibilidades)/Total do Activo, Disponibilidades/Passivo a Curto Prazo, Rendimento de Operações Contínuas /(Total do Activo – Passivo a Curto Prazo), Dívidas a Longo Prazo/(Total do Activo – Passivo a Curto Prazo) e Vendas/(Activo Corrente Líquido + Activo Fixo)

4.1.3.2. Modelo Probit

O modelo Probit, derivado da distribuição acumulada da função normal, é definido pela expressão:

$$\text{prob}[y_i = 1] = \Phi\left(X_i \frac{\beta}{\sigma}\right),$$

onde Φ é a função da distribuição acumulada da distribuição normal padronizada, X_i é uma matriz (n,k), sendo n o número de observações, k os atributos característicos das observações e β é o vector de coeficientes estimados da função.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Assim, é possível obter o valor estimado do valor da probabilidade. Por exemplo, no presente estudo, será necessário conhecer a probabilidade de ter uma empresa falida, dadas determinadas condições dessa empresa, para o que usaremos a referida fórmula usando uma distribuição normal padronizada.

4.1.3.3. Modelo Gompit

Da mesma forma, mas tomando por base uma distribuição Gompertz ou Extreme value, obtemos o modelo Gompit:

$$\text{prob}[y_i = 1] = \exp^{-\exp^{-X_i\beta}}$$

Tal como os modelos Logit e Probit, esta transformação garante que as probabilidades estimadas se situam no intervalo [0,1].

4.2. Indicadores de Diagnóstico Económico – Financeiro: Utilização de Rácios

A falência empresarial não acontece, como vimos, sem aviso prévio. Antes, reflecte-se nas contas do Balanço e Demonstração de Resultados dessas empresas.

Na elaboração do Modelo que é proposto na presente dissertação, serão utilizados rácios no sentido de identificar aqueles que, pela sua influência na falência das empresas, nos possam fornecer pistas sobre a probabilidade de tal situação se vir a verificar relativamente a uma determinada empresa, dentro do mesmo tipo de empresas (PME).

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Torna-se óbvia a necessidade e importância da utilização de rácios na comparação e na análise de dados de diferentes empresas, devido às diferenças estruturais existentes entre aquelas. Verifica-se ainda que, mesmo na análise de uma só empresa, aqueles instrumentos se mostram extremamente necessários, nomeadamente na análise da estrutura da empresa em diferentes períodos ou até no mesmo período.

É possível calcular um vasto leque de indicadores, pelo que se torna necessário seleccionar, através de uma das metodologias que veremos adiante, um conjunto que seja capaz de identificar as situações de falência empresarial.

Tal utilização é, não só necessária, mas também desejável, pela facilidade de cálculo e pela qualidade da informação daí resultante, uma vez que resulta em valores relativos. Um rácio não é mais do que um quociente entre duas grandezas que, pela sua versatilidade, como vimos, permite a comparação entre diversos períodos e diversas empresas.

Ainda assim, não se pode considerar rácio qualquer quociente que não tenha qualquer significado económico – financeiro, o qual irá depender do objectivo com que o analista o construa.

Os rácios não estão desprovidos de algumas limitações, sendo no entanto, a principal, a influência da inflação na análise de séries temporais. É muito difícil conseguir calcular valores desprovidos de inflação, uma vez que a variação temporal dos preços não é sentida de igual forma em toda a estrutura da empresa: enquanto nas contas de Clientes ou de Fornecedores aquele efeito é imediato, tal não acontece nas contas de Imobilizado. No entanto, nos casos em que a inflação toma níveis manifestamente reduzidos, como é o caso de Portugal, aquele efeito pode ser menosprezado, uma vez que é muito reduzido.

Nestes instrumentos verificam-se outras limitações, das quais se destacam:

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

- A impossibilidade de detectar, através deles, a existência de sazonalidade da actividade ou das alterações nos métodos contabilísticos utilizados pela empresa, factores estes que afectam os resultados da análise;
- A inutilidade daqueles, em casos em que não exista um termo de comparação, quer relativamente a dados reais do sector e da empresa quer a valores empíricos considerados desejáveis, atendendo às especificidades da empresa e do seu entorno.

5. Análise Empírica e Resultados

5.1. Selecção do Sector em Análise e Factores que levam essas empresas à Falência

Relativamente aos factores que levam as empresas à falência, interessa agora debruçarmo-nos sobre eles, de forma a servir de apoio à análise estatística.

Actualmente, podemos identificar factores que têm levado empresas aparentemente sólidas e líderes de mercado a falirem.

Uma empresa sólida é aquela que possui ou actua num mercado estável, sem ter que enfrentar grande concorrência. Havendo concorrentes, ela deve colocar os seus produtos e serviços no mercado a preços competitivos, de forma a inibir a acção dos seus concorrentes.

Quando uma empresa sólida perde competitividade, normalmente, significa que ela deixou de prestar um bom produto ou serviço, e que os seus preços deixaram de ser competitivos – analisando apenas a actuação da empresa – fazendo com que a concorrência dispute os seus clientes com melhores preços e produtos/serviços.

Cabe lembrar que os diferentes mercados/sectores em que se inserem as pequenas e médias empresas portuguesas, não são – regra geral – amplos, pelo que um deslize pode ser fatal, pois os seus clientes são normalmente obtidos através de indicações, isto é, se uma empresa vendeu um bem ou prestou um serviço e o preço foi justo, não só o cliente volta, como indica a empresa a outros potenciais clientes.

Da perda de competitividade até à falência existe ainda uma grande distância, porque a competitividade é parte do negócio e é passível de ser recuperada, enquanto

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

uma situação de falência é de mais difícil recuperação. Uma empresa sólida deve, não só, possuir boa rentabilidade, mas também estar atenta à qualidade dos seus serviços, e à estrutura de custos, que se reflecte automaticamente nos seus preços, no mercado em que actua e nas empresas que concorrem com ela. Uma empresa que não reúna estas condições é uma empresa vulnerável e sujeita à falência.

Quanto à falência em si, esta acontece por as empresas não conseguirem honrar as suas dívidas. A maioria dessas empresas expande-se mais dos que os seus recursos o permitem, tornando-se necessário recorrer ao endividamento. E, se é certo que o investimento demora a “amadurecer” e a dar o retorno suficiente para pagar a dívida, também é certo que muitas vezes a dívida é de curto prazo sendo, o investimento de longo prazo. Outras vezes verifica-se que as empresas tentam implementar projectos super-dimensionados e que a competição anula a rentabilidade da empresa.

Vários aspectos podem ser considerados sinais de perigo. Daqueles, salientam-se os seguintes:

1 – A volatilidade da procura e conseqüente elevado nível de existências – Quanto mais estável for a procura de produtos da empresa ao longo do tempo, menor tenderá a ser o respectivo risco de negócio. As razões, de onde pode sobressair não só a quebra conjuntural da procura, como também a existência de dificuldades por parte da empresa em controlar o nível de produção, podem, no entanto, ser atenuadas pelo facto de se tratar de bens pouco perecíveis ou com reduzido grau de obsolescência. Por seu lado, uma redução do nível de existências é geralmente efeito do início de uma retoma económica que vem acompanhada pelo aumento da procura, que poderá conduzir as existências a níveis mais aceitáveis.

2 – O aumento do crédito a clientes – Esta questão não pode ser vista independentemente da anterior, sendo mesmo uma consequência daquela na medida em que da flexibilização das condições de crédito pode resultar um aumento dos incobráveis, com reflexos na rentabilidade da empresa. A conjuntura económica

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

acaba por explicar a situação, já que tem igualmente efeitos sobre os clientes da empresa. Situações em que se pretende entrar em novos mercados ou simplesmente manter os actuais mercados poderão ter reflexos ao nível da assunção de riscos por parte da empresa, tanto mais se considerarmos uma situação de conjuntura recessiva.

3 – O aumento do recurso ao crédito bancário – Este aumento pode ser reflexo da quebra verificada ao nível da actividade económica⁹, da evolução das existências e do crédito a clientes.

4 – A elevada sensibilidade da empresa à conjuntura económica – A actividade e as condições de produção podem tornar a empresa muito dependente da evolução da conjuntura económica. A diversificação da actividade da empresa por vários produtos e mercados, pode ser factor determinante na redução daquela sensibilidade.

5.2. Amostra e Selecção dos Dados – Balanço e Demonstração de Resultados

A amostra tomada para a estimação dos modelos Logit, Probit e Gompit, foi composta por 672 Pequenas e Média Empresas, divididas em dois grupos: falidas e não falidas. Para a escolha daquelas empresas tentou-se utilizar critérios tão objectivos quanto possível.

Convém referir que não foi isenta de dúvidas a utilização de uma amostra “paired sample”. De facto, admitindo que a percentagem de empresas falidas em relação ao universo de empresas (PME) rondará os 3%, parece natural que devesse haver 97 empresas não falidas por cada 3 empresas falidas, situação que tornaria a obtenção de dados muito mais difícil.

⁹ A Actividade Económica é resultado da combinação de factores produtivos (equipamento, matérias-primas, mão de obra, etc.) com vista à produção de bens e serviços. Toda a actividade pressupõe, independentemente dos factores produtivos que integram o bem ou serviço produzido, uma entrada de produtos (bens ou serviços), um processo de incorporação de valor acrescentado e uma saída (bens ou serviços)

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Embora devido à opção tomada possam ser apontadas críticas ao modelo alegando o enviesamento da amostra, outros estudos enveredaram por esta opção (Zmijewski (1984), Platt e Platt (1990 e 1991), He, Kamath, e Meier (2005), e Sori, Hamid e Nassir (2006)) por considerarem que aquele enviesamento não provoca alterações significativas.

Foi utilizado o conceito de PME definido pela Recomendação da Comissão da Comunidade Europeia 2003/361/CE, de 6 de Maio de 2003, em vigor a partir de 1 de Janeiro de 2005, e adoptado pelo IAPMEI. É classificada como PME uma empresa que preencha cumulativamente os seguintes requisitos:

Tabela 5: Critérios de Definição de PME

Categoria	Efectivos	Volume de negócios	Balanço total
Média Empresa	< 250	<= 50 milhões de euros	<= 43 milhões de euros
	(inalterado)	(em 1996: 40 milhões)	(em 1996: 27 milhões)
Pequena Empresa	< 50	<= 10 milhões de euros	<= 10 milhões de euros
	(inalterado)	(em 1996: 7 milhões)	(em 1996: 5 milhões)

Fonte: IAPMEI

A classificação de falida refere-se às PME portuguesas, relativamente às quais foi declarada a insolvência. Por seu lado, a classificação de não falida refere-se a empresas em boa situação económico – financeira, escolhidas de entre as maiores e melhores PME portuguesas.

A variável dependente foi definida sob aquelas duas categorias de empresas: "falidas" e "não falidas" e como variáveis independentes calculou-se um conjunto de variáveis (rácios) económico – financeiras, a partir dos dados dos Balanços e das Demonstrações de Resultados disponíveis para cada empresa. As variáveis foram seleccionadas a partir do material pesquisado na literatura e da sua relevância apresentada nos estudos de previsão de insolvência de empresas, salientando-se as variáveis propostas por Altman (1966) – Anexo 6.

5.3. Descrição da Amostra

A amostra divide-se em empresas falidas (requerida ou declarada) e empresas não falidas, as quais, em termos geográficos, na grande maioria, se distribuem da seguinte forma:

Tabela 6: Distribuição Geográfica das Empresas da Amostra

	Distrito	Total
Saudáveis	Lisboa	93
	Porto	92
	Aveiro	40
	Braga	26
	Leiria	25
	Viseu	13
	Coimbra	10
	Total Geral	336
Falidas	Porto	109
	Braga	65
	Lisboa	41
	Aveiro	35
	Leiria	25
	Coimbra	13
	Setúbal	12
	Santarém	10
	Total Geral	336

É interessante salientar que praticamente o mesmo número de empresas de cada conjunto de situa nos principais distritos – Lisboa, Porto, Aveiro e Braga, parecendo denotar uma distribuição regular e homogénea.

Além disso, segundo dados do INE, em 2004 estavam sediadas em Lisboa e no Norte cerca de 2/3 das PME, sendo que estas duas regiões geravam, em consequência disso, mais de 70% dos empregos e dos negócios nacionais (IAPMEI, 2007).

Quanto à distribuição por sector de actividade daquelas empresas verifica-se que, na grande maioria, se distribui pelos seguintes:

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Tabela 7: Distribuição Sectorial das Empresas da Amostra

	Sector	Total
Saudáveis	Construção e Engenharia Civil	21
	Construção de Edifícios	15
	Comércio por Grosso de Electrodomésticos, Aparelhos	8
	Actividades de Engenharia e Técnicas Afins	7
	Comércio por Grosso de Outras Máquinas para a Indústria,	
	Comércio e Navegação	7
	Comércio por Grosso, N.E.	7
	Total Geral	336
Falidas	Confecção de Outro Vestuário Exterior em Série	30
	Construção de Edifícios	22
	Fabricação de Mobiliário de Madeira para Outros Fins	13
	Transportes Rodoviários de Mercadorias	12
	Construção e Engenharia Civil	11
	Comércio por Grosso, N.E.	9
	Total Geral	336

Da mesma forma se verifica que aproximadamente o mesmo número de empresas de cada um dos grupos se distribui pelos mesmos sectores – Construção e Engenharia Civil, Construção de Edifícios e Comércio por Grosso (não especificado), novamente indicando uma distribuição regular e homogénea.

Aquela distribuição da amostra é, aliás, semelhante à verificada na população – segundo o INE, em 2004 a grande maioria das PME portuguesas (61,4%) exercia a sua actividade nos sectores comércio e serviços, realçando também que uma percentagem significativa actuava na construção (14,1%) (IAPMEI, 2007).

O comércio por grosso é dos sectores que mais sofrem com a pressão da grande distribuição, que a primeira coisa que elimina é o papel do grossista.

Salienta-se, também, que a média do Resultado Líquido do Exercício¹⁰ das empresas falidas é claramente negativo enquanto que aquele valor para as empresas não falidas é claramente positivo.

¹⁰ Valor, positivo (lucro) ou negativo (prejuízo), gerado pela empresa no decurso do seu exercício, líquido de impostos.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Tabela 8: Resultado Líquido do Exercício (RLE) Médio da Amostra

Média do RLE	
Activas	708.484 €
Falidas	-100.483 €

Finalmente, é importante salientar que o tempo de vida das empresas, contado até ao final do trimestre no qual foram requeridas ou declaradas as falências das empresas (31 de Março de 2007) é, em média, bastante superior no caso das empresas não falidas (8321 dias) do que no caso das empresas falidas (4402 dias), estando em consonância com a ideia, como já foi referido, que as novas empresas apresentam uma taxa de falência mais elevada nos primeiros anos de actividade.

5.4. Metodologia para a Construção do Modelo

De forma geral a construção de um modelo de previsão de insolvência deve cumprir as seguintes etapas, segundo Mora (1994):

- Selecção do tipo de modelo;
- Definição da variável dependente;
- Delimitação da amostra de empresas;
- Escolha das variáveis independentes;
- Construção do modelo;
- Teste do modelo;
- Validação do modelo.

Os modelos estatísticos disponíveis derivam meramente da optimização estatística de um conjunto de rácios. Conforme refere Wilcox (1973) a falta de uma moldura conceitual resulta num reduzido conjunto de informação disponível acerca de empresas falidas a ser estatisticamente passíveis de ser usadas, o que resulta na dificuldade de se conseguir obter uma generalização.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Efectivamente, um factor importante que deve ser analisado é a ausência de uma teoria económica que apoie a escolha das variáveis independentes. Segundo Dallo (1997): “Adicionalmente, a ausência de explicações racionais com que contribuir para uma teoria sobre as causas do fracasso empresarial foi manifestada por alguns sectores, criticando a excessiva dependência dos procedimentos estatísticos utilizados para a estimação observada na maioria dos investigadores”.

Ainda sobre esta questão Mora (1994) afirma o seguinte “alguns investigadores da falência empresarial tentaram estabelecer modelos económicos sobre a previsão da falência de uma empresa, mas a maioria não aplicou modelos teóricos para o seus trabalhos empíricos. No entanto, tal como afirma Jones, a ausência de uma teoria não é necessariamente um impedimento sério para investigar a previsão da falência, sempre quando se possa aplicar uma interpretação económica aos modelos resultantes”.

Na maioria das investigações empíricas observa-se, como vimos, a predominância de duas técnicas: a análise discriminante e a análise logit, probit e gompit.

No entanto, por estarmos a utilizar uma variável binária, irão ser utilizados empiricamente os paradigmas logit, probit e gombit, sobre uma amostra de 672 Pequenas e Médias Empresas portuguesas (metade das quais foram à falência e as restantes não).

As variáveis predictivas (de previsão) medidas para cada empresa são rácios financeiros relativos ao ano anterior à falência (2006).

Os rácios utilizados nestes modelos são os utilizados por Altman (1966), devidos às características que apresentam na identificação da falência de empresas, conforme vimos anteriormente.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Será ainda utilizado nos modelos um conjunto de rácios que são usualmente aceites como estando relacionados com a saúde económico – financeira das empresas ¹¹.

Outra forma de seleccionar as variáveis teria sido a utilização da análise factorial de componentes principais que é realizada com o propósito de localizar de forma objectiva categorias independentes de variáveis ("índices"), de forma que, incorporando ao modelo um reduzido número de variáveis representativas de tais categorias, evite a redundância informativa e os problemas que a existência de multicolinearidade pode provocar no resultado da análise.

As variáveis económico-financeiras (rácios e indicadores) a testar, estudadas por Altman, já anteriormente analisadas, bem como as propostas neste estudo, são as seguintes (A nomenclatura das variáveis utilizadas é a das Contas – Balanço e Demonstração de Resultados – constantes do Plano Oficial de Contas):

- $R_1 = \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Activo Total}}$

Mede o activo líquido em relação à dimensão da empresa. Uma empresa que apresenta repetidamente perdas operacionais sofrerá geralmente uma redução no fundo de maneo, relativamente ao seu activo total.

- $R_2 = \frac{\text{Resultados Líquidos}}{\text{Total do Capital Próprio}}$

(Rentabilidade Financeira)

Mede a rentabilidade da empresa do ponto de vista do investidor (accionista), ou seja, quanto é que a empresa está a render para o capital investido pelos proprietários. Quando este rácio é negativo em vários anos, existem muito provavelmente graves problemas financeiros na empresa. Os valores deste rácio, quando positivos, podem ser

¹¹ Outra forma de seleccionar as variáveis teria sido a utilização da análise factorial de componentes principais que é realizada com o propósito de localizar de forma objectiva categorias independentes de variáveis ("índices"), de forma que, incorporando ao modelo um reduzido número de variáveis representativas de tais categorias, evite a redundância informativa e os problemas que a existência de multicolinearidade pode provocar no resultado da análise.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

comparados com as taxas de remuneração de aplicações financeiras disponíveis no mercado. Se forem sistematicamente maiores, tudo indica que a empresa está a ter uma boa performance económica.

- $R_3 = \frac{\text{Resultados Líquidos} + \text{Impostos} + \text{Encargos Financeiros}}{\text{Total do Activo}}$

(Rentabilidade Económica)

Mede a rentabilidade de todo o património, ou seja, a rentabilidade da empresa do ponto de vista do investidor, do credor e do Estado. Valores negativos indicam prejuízos no exercício e revelam insuficiências de gestão. Valores muito próximos de zero indicarão que todo o património da empresa, que se trata de dinheiro imobilizado para a actividade, está a ser pouco rentabilizado.

- $R_4 = \frac{\text{Vendas} + \text{Prestação de Serviços}}{\text{Total do Activo}}$

(Rotação do Activo Total)

Representa o grau de utilização dos activos totais, exprimindo o número de vezes por ano que o activo foi reconstituído através das vendas. Um rácio muito elevado pode significar que a empresa está no limite da sua capacidade. O inverso significa, normalmente, um subaproveitamento dos recursos já que um reduzido volume de vendas com um activo elevado implica que existe, em princípio, capacidade não utilizada (equipamentos, pessoal e capital).

- $R_5 = \frac{\text{Total do Capital Próprio}}{\text{Total do Passivo}}$

(Solvabilidade)

Expressa a capacidade da empresa de solver os seus compromissos a médio e longo prazo. Quanto maior for este indicador, melhor está a estrutura financeira da empresa.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

- $R_6 = \frac{\text{Caixa} + \text{Depósitos}}{\text{Total do Passivo de Curto Prazo}}$

(Liquidez Imediata)

Mede a cobertura das dívidas de prazo inferior a um ano por bens muito líquidos, isto é, dinheiro ou activos muito facilmente transformáveis em dinheiro (depósitos). Normalmente assume-se que quanto maior for este rácio, melhor está a tesouraria da empresa.

- $R_7 = \frac{\text{Total do Activo} - \text{Imobilizado} - \text{Acréscimos} - \text{Existências}}{\text{Total do Passivo de Curto Prazo}}$

(Liquidez Reduzida)

Mede a cobertura das dívidas de prazo inferior a um ano por bens muito líquidos, ou seja, dinheiro ou activos muito facilmente transformáveis em dinheiro (depósitos) e por créditos a clientes e a terceiros. Tal como no anterior, assume-se que quanto maior for este rácio, melhor está a tesouraria da empresa.

- $R_8 = \frac{\text{Total do Activo} - \text{Imobilizado} - \text{Acréscimos}}{\text{Total do Passivo de Curto Prazo}}$

(Liquidez Geral)

Semelhante ao anterior mas considera também na cobertura das dívidas de curto prazo as existências. É um rácio muito importante e normalmente muito utilizado pelos analistas financeiros. Pode-se considerar bom um valor superior a um.

- $R_9 = \frac{\text{Resultados Líquidos}}{\text{Vendas} + \text{Prestações de Serviços}}$

(Rentabilidade das Vendas com base nos resultados líquidos)

A análise da rentabilidade, que indica a capacidade da exploração em gerar uma margem líquida das vendas, deve ser entendida na medida do seu contributo para a formação da rentabilidade dos capitais próprios. A utilidade dos rácios de rentabilidade das vendas ou produção prende-se essencialmente com o estudo da estrutura de custos de uma sociedade.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

- $R_{10} = \frac{\text{Clientes}}{\text{Vendas} + \text{Prestações de Serviços}} \times 365$

(Tempo Médio de Recebimentos)

O tempo médio de recebimentos procura evidenciar o prazo médio que os clientes da empresa estão a demorar a regularizar as suas responsabilidades.

- $R_{11} = \frac{\text{Fornecedores}}{\text{Compra de Mercadorias e Matérias Primas} + \text{FSE}} \times 365$ ¹²

(Tempo Médio de Pagamentos)

O tempo médio de pagamentos tem cálculo e interpretação semelhantes aos do tempo médio de recebimentos, considerando agora como base de referência os pagamentos aos fornecedores. A observação da evolução no tempo deste indicador poderá dar uma indicação preciosa sobre a situação financeira da empresa pois em caso de dificuldades financeiras as empresas tendem a pagar mais lentamente.

- $R_{12} = \frac{\text{Existências}}{\text{CMVMC} + \text{Custos com Pessoal} + \text{FSE}} \times 365$ ¹³

(Tempo Médio de Rotação das Existências)

O tempo médio de rotação de existências tem uma interpretação similar à dos anteriores tempos médios. O que se pretende medir é o número médio de dias de vendas de mercadorias e produtos que se encontram imobilizados em stock. Este rácio tem mais relevância no sector da indústria e do comércio.

- $R_{13} = \frac{\text{Total do Capital Próprio}}{\text{Total do Activo}}$

(Grau de Autonomia Financeira)

Trata-se de um rácio fundamental na análise das finanças de uma empresa e da sua capacidade de solver compromissos a médio e longo prazo. Normalmente,

¹² FSE – Fornecimentos e Serviços Externos

¹³ CMVMC – Custo das Mercadorias Vendidas e das Matérias Consumidas

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

considera-se bom um valor superior a 1/3, caso contrário existirá provavelmente uma insuficiente dotação de capital próprio e excessiva dependência de capitais alheios (fornecedores, banca e obrigacionistas¹⁴).

5.5. Estimação dos Modelos

Este capítulo apresenta a aplicação de três métodos provenientes da Econometria ao problema da previsão da falência empresarial. Não foi, neste estudo, aplicado qualquer método baseado nas Redes Neurais, devido à sua complexidade. Não foi igualmente aplicada qualquer Análise Discriminante uma vez que uma das variáveis é binária.

Assim, nos próximos pontos serão estimados os modelos Logit, Probit e Gompit.

Dado que os modelos Logit, Probit e Gompit são transformações monótonas das distribuições acumuladas da função logística, da função normal e da função gompertz, todas não lineares, os seus parâmetros são estimados de acordo com o Método da Máxima Verosimilhança.

Para estimar os modelos recorreremos aos programas SPSS e EVIEWS. O primeiro foi utilizado na estimação passo-a-passo e o segundo na estimação do modelo final com base nos rácios resultantes do SPSS. A utilização do EVIEWS justifica-se pela possibilidade de estimação do modelo Gompit, o qual não está disponível no SPSS.

¹⁴ O Fundo de Garantia para Titularização de Créditos (FGTC) foi constituído através do Decreto-Lei nº 188/2002, de 21 de Agosto, e funciona nomeadamente como instrumento de prestação de garantias no âmbito de empréstimos obrigacionistas emitidos por PME e de empréstimos obrigacionistas emitidos em sindicato por diferentes PME, tendo como objectivo último, contribuir para o aumento da capacidade de acesso ao financiamento por parte das PME nacionais.

5.5.1. Estimação do Logit através do SPSS para Selecção dos Rácios Relevantes

Através da utilização do SPSS obtivemos um modelo de regressão logística inicial pelo qual foi possível escolher as variáveis relevantes para o modelo a estimar. Na tabela 10 encontram-se sumarizados os parâmetros para o modelo.

Tabela 10: Variáveis Integradas no Modelo

		B	S.E.	Wald	Sig.
Step 10	R1	2,69	0,88	9,48	0,002
	R3	31,30	5,89	28,23	0,000
	R4	0,64	0,33	3,86	0,049
	R5	1,25	0,31	15,98	0,000
	R6	-5,08	0,98	26,73	0,000
	R7	1,86	0,61	9,35	0,002
	R9	10,56	3,68	8,24	0,004
	R10	-0,01	0,00	8,31	0,004
	R12	-0,22	0,19	1,34	0,247
	R13	6,79	1,47	21,26	0,000
	Constant	-2,57	0,77	11,15	0,001

Como é possível observar, as estatísticas do teste associadas às variáveis, excepto a R12, apresentam níveis de significância inferiores a 0,05, pelo que são úteis para o modelo. Por aquela razão, os modelos estimados não incluirão aquela variável. Não incluirão, igualmente, a variável R1 por apresentar problemas de “overflow” na estimação pelo Eviews, indicando que as variáveis explicativas estarão fortemente correlacionadas.

Tabela 11: Sumário da Utilização da Amostra

Observações	Quantidade	Percentagem
Incluídas na Análise	633	94,2
Não Incluídas na Análise	39	5,8
Total	672	100,0

Do conjunto de empresas constantes da amostra, devido aos resultados obtidos nalguns dos rácios (divisões por zero), apenas foi possível utilizar 633 dos casos nos modelos estimados.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

A tabela de classificação que se segue ajuda-nos a avaliar o desempenho do modelo por cruzamento das respostas observadas com as estimadas.

Tabela 9: Tabela de Classificação

Observed			Predicted		
			SIT		
			0	1	% Acertos
Step 1	SIT	0	249	49	83,6
		1	50	285	85,1
		% Total			84,4
Step 2	SIT	0	254	44	85,2
		1	45	290	86,6
		% Total			85,9
Step 3	SIT	0	256	42	85,9
		1	45	290	86,6
		% Total			86,3
Step 4	SIT	0	263	35	88,3
		1	28	307	91,6
		% Total			90,0
Step 5	SIT	0	274	24	91,9
		1	13	322	96,1
		% Total			94,2
Step 6	SIT	0	273	25	91,6
		1	14	321	95,8
		% Total			93,8
Step 7	SIT	0	275	23	92,3
		1	9	326	97,3
		% Total			94,9
Step 8	SIT	0	277	21	93,0
		1	8	327	97,6
		% Total			95,4
Step 9	SIT	0	282	16	94,6
		1	4	331	98,8
		% Total			96,8
Step 10	SIT	0	283	15	95,0
		1	5	330	98,5
		% Total			96,8

Para cada caso, a resposta estimada será igual a 1 sempre que a probabilidade for maior do que o *cutoff* especificado (0,5). Os valores em diagonal são as previsões correctas e os valores fora das diagonais as incorrectas. À medida que se avançou nas iterações verificou-se que as variáveis incluídas no modelo foram permitindo a redução do erro.

5.5.2. Estimação do Modelo Logit

Utilizando o Modelo Logit conforme anteriormente descrito, obtêm-se os seguintes dados:

Tabela 12: Resumo da Estimação - Logit

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	z-Statistic	Prob.
R3	18,6612	2,7189	6,8636	0,0000
R4	0,4290	0,0761	5,6398	0,0000
R5	1,0870	0,2984	3,6421	0,0003
R6	-5,1508	0,8770	-5,8735	0,0000
R7	2,6698	0,5518	4,8385	0,0000
R9	10,3597	3,1664	3,2718	0,0011
R10	-0,0062	0,0019	-3,3002	0,0010
R13	8,3429	1,3822	6,0361	0,0000
C	-3,0995	0,6156	-5,0351	0,0000
Mean dependent var	0,5292	S.D. dependent var	0,4995	
S.E. of regression	0,1837	Akaike info criterion	0,2715	
Sum squared resid	21,0598	Schwarz criterion	0,3348	
Log likelihood	-76,9396	Hannan-Quinn criter.	0,2961	
Restr. log likelihood	-437,6802	Avg. log likelihood	-0,1215	
LR statistic (8 df)	721,4812	McFadden R-squared	0,8242	
Probability(LR stat)	0,0000			

Todos os dados estatísticos associados a cada um dos coeficientes de regressão são estatisticamente significativos.

Partindo da equação de estimação do modelo Logit e substituindo os coeficientes obtidos na regressão obteve-se a seguinte equação:

$$\text{prob}[y_i = 1] = \frac{1}{1 + e^{-(18,661 \cdot R_3 + 0,429 \cdot R_4 + 1,087 \cdot R_5 - 5,151 \cdot R_6 + 2,670 \cdot R_7 + 10,360 \cdot R_9 - 0,006 \cdot R_{10} + 8,343 \cdot R_{13} - 3,100)}}$$

5.5.3. Estimação do Modelo Probit

Aplicando agora o modelo Probit obtemos os seguintes dados:

Tabela 13: Resumo da Estimação - Probit

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	z-Statistic	Prob.
R3	9,9254	1,2371	8,0233	0,0000
R4	0,2059	0,0327	6,3011	0,0000
R5	0,5757	0,1456	3,9529	0,0001
R6	-2,7059	0,4507	-6,0040	0,0000
R7	1,4267	0,2620	5,4459	0,0000
R9	4,3168	1,0792	4,0001	0,0001
R10	-0,0033	0,0010	-3,2991	0,0010
R13	4,5962	0,6689	6,8711	0,0000
C	-1,6666	0,3174	-5,2504	0,0000
Mean dependent var 0,5292 S.D. dependent var 0,4995				
S.E. of regression 0,1889 Akaike info criterion 0,2772				
Sum squared resid 22,2711 Schwarz criterion 0,3405				
Log likelihood -78,7400 Hannan-Quinn criter. 0,3018				
Restr. log likelihood -437,6802 Avg. log likelihood -0,1244				
LR statistic (8 df) 717,8804 McFadden R-squared 0,8201				
Probability(LR stat) 0,0000				

Todos os dados estatísticos associados a cada um dos coeficientes de regressão são estatisticamente significativos.

Partindo da equação de estimação do modelo Probit e substituindo os coeficientes obtidos na regressão obteve-se a seguinte equação:

$$\text{prob}[y_i = 1] = \Phi \left(\begin{array}{l} 9,925 \times R_3 + 0,206 \times R_4 + 0,576 \times R_5 - 2,706 \times R_6 + \\ 1,427 \times R_7 + 4,317 \times R_9 - 0,003 \times R_{10} + 4,596 \times R_{13} - 1,667 \end{array} \right)$$

5.5.4. Estimação do Modelo Gompit

Finalmente, com base numa distribuição de “valor extremo”, foi efectuada a análise Gompit, de onde resultaram os seguintes dados:

Tabela 14: Resumo da Estimação - Gompit

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	z-Statistic	Prob.
R3	15,1499	2,7031	5,6045	0,0000
R4	0,3711	0,0689	5,3868	0,0000
R5	0,9405	0,3348	2,8091	0,0050
R6	-4,1652	0,7395	-5,6323	0,0000
R7	2,1391	0,4905	4,3610	0,0000
R9	9,6447	3,0779	3,1336	0,0017
R10	-0,0047	0,0014	-3,4282	0,0006
R13	6,3815	1,1472	5,5628	0,0000
C	-2,0353	0,4593	-4,4311	0,0000

Mean dependent var	0,5292	S.D. dependent var	0,4995
S.E. of regression	0,1787	Akaike info criterion	0,2584
Sum squared resid	19,9331	Schwarz criterion	0,3217
Log likelihood	-72,7865	Hannan-Quinn criter.	0,2830
Restr. log likelihood	-437,6802	Avg. log likelihood	-0,1150
LR statistic (8 df)	729,7875	McFadden R-squared	0,8337
Probability(LR stat)	0,0000		

Todos os dados estatísticos associados a cada um dos coeficientes de regressão são estatisticamente significativos.

Partindo da equação de estimação do modelo Gompit e substituindo os coeficientes obtidos na regressão obteve-se a seguinte equação:

$$prob[y_i = 1] = \exp^{-\exp\left(\frac{(15,150 \times R_3 + 0,371 \times R_4 + 0,940 \times R_5 - 4,165 \times R_6 + 2,139 \times R_7 + 9,645 \times R_9 - 0,005 \times R_{10} + 6,382 \times R_{13} - 2,035)}{2,139 \times R_7 + 9,645 \times R_9 - 0,005 \times R_{10} + 6,382 \times R_{13} - 2,035}\right)}$$

5.6. Avaliação dos Modelos

Estas funções foram obtidas com dados de um ano antes da falência das empresas. É natural que o modelo perca poder de previsão à medida que o período analisado se afasta do acontecimento da falência.

Após esta análise verificou-se que a falência das empresas está relacionada com os vários rácios mencionados nos capítulos anteriores, embora, tal como vimos, alguns tenham maior importância que outros, daí resultando a sua inclusão no modelo.

Assim, na prática, atingiu-se o objectivo de gerar um modelo de previsão de situações de falência, em Pequenas e Médias Empresas portuguesas, com base em rácios financeiros, concluindo-se que os rácios mencionados permitem gerar um modelo de previsão que possibilita a previsão de situações de crise para o caso daquele conjunto de empresas.

Todos os dados estatísticos associados a cada um dos coeficientes de regressão são estatisticamente significativos em qualquer dos modelos, resultando valores bastante aproximados em qualquer deles. Aliás, numa primeira análise é possível verificar, pelo *LR test*, que todos os coeficientes do modelo estimado são estatisticamente diferentes de zero.

Tomemos agora como base os seguintes critérios de informação, compilados a partir dos dados obtidos após a estimação dos modelos Logit, Probit e Gompit.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Tabela 15: Critérios de Informação

	Logit	Probit	Gompit
Akaike info criterion	0,2715	0,2772	0,2584
Schwarz criterion	0,3348	0,3405	0,3217
Hannan-Quinn criterion	0,2961	0,3018	0,2830
Avg. Log likelihood	-0,1215	-0,1244	-0,1150
McFadden R-squared	0,8242	0,8201	0,8337

A comparação e selecção de modelos segundo a capacidade de ajustamento realizar-se-á em função das estatísticas de Akaike (1973), Schwartz (1978) y Hannan-Quinn (1979). O modelo a escolher será o que tiver um menor valor do critério de informação. Estes realizar-se-iam da mesma forma que num modelo de regressão linear, se bem que utilizámos uma distribuição normal tipificada em vez de uma distribuição t de Student.

Devemos estar conscientes de que a dificuldade de reconhecimento dos padrões associados a cada um dos processos é crescente à medida que se avança no procedimento de identificação – estimação. Neste sentido, o procedimento mais correcto numa situação de dúvida consistiu em estimar alternativamente os 3 modelos e comparar os valores dos critérios de informação que se encontram no conjunto de resultados estatísticos da equação.

O critério de Schwarz é uma alternativa ao AIC o qual impõe uma penalização maior para coeficientes adicionais.

Empregaremos na nossa análise o indicador McFadden R-squared, que oscila entre zero e um (de forma semelhante ao coeficiente de determinação no modelo de regressão linear) e a estatística LR ou índice de quociente de verosimilhança, que estabelece, tal como o anterior, um contraste de hipóteses conjunto do modelo.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Os estimadores Logit, Probit e Gompit são não lineares. Com um estimador não linear, o tradicional r-squared¹⁵ pode situar-se fora do intervalo [0,1]. Cumulativamente com outros problemas, isto torna o tradicional r-squared impróprio para estimadores não lineares.

Os investigadores têm desenvolvido medidas alternativas para os estimadores não lineares. Estes são normalmente designados por pseudo r-squared. Muitas vezes é chamado McFadden r-squared, denominado após a atribuição do prémio nobel da economia em 2000 a Daniel McFadden. O McFadden r-squared tem duas propriedades: situa-se no intervalo [0,1] e aumenta à medida que mais variáveis explicativas são introduzidas.

Estas são pseudo estatísticas R^2 . Numa regressão linear a estatística R^2 é uma medida da proporção da variação no resultado que é explicada pelo modelo. Uma vez que estas estatísticas não podem ser aplicadas directamente nos modelos de regressão em causa, as pseudo estatísticas são aproximações. Valores muito baixos indicam que o modelo não é adequado para a informação. Valores maiores indicam que mais variação é explicada pelo modelo. Neste caso o valor é elevado.

O indicador log likelihood é uma medida da magnitude do erro em termos de estimação, o qual interessa ser o menor possível (em valor absoluto).

O McFadden r-squared compara o log likelihood em dois modelos. O primeiro modelo é uma regressão que inclui apenas a constante, sem qualquer outra variável explicativa. Não é de esperar que tal modelo explique uma grande parte da variação na

¹⁵ As correlações variam muito de intensidade, pelo que o coeficiente de correlação (R) procura medir o grau da associação. Varia entre -1 e 1 e o facto de poder ser positiva ou negativa tem a ver com o facto de ambas as variáveis variarem no mesmo sentido ou em sentido inverso, respectivamente, e tem como representação gráfica rectas positivas ou negativas. R, o coeficiente de correlação múltipla, representa a correlação entre os valores observados e os valores previstos da variável dependente. Um valor elevado de R, como é o caso, indica uma forte relação. O coeficiente de determinação (R^2) é um coeficiente que fornece a proporção da variação na variável dependente que é explicada pelo modelo de regressão. R^2 ajustado é uma tentativa de corrigir R^2 para de forma mais precisa reflectir a capacidade de o modelo se adaptar aos dados, permitindo-nos comparar com outros modelos. Um modelo deverá ter um R^2 elevado.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

variável dependente, dado que não inclui qualquer variável explicativa. Devemos tomá-lo apenas como uma base. Aquele modelo de base é, então, comparado com o log likelihood calculado a partir do modelo completo, incluindo as variáveis explicativas. Nos modelos estimados aquele valor é reduzido.

Assim, é desejável que o log likelihood seja o mais próximo possível de zero e, em consequência, que o McFadden r-squared seja próximo de 1.

Relativamente à utilidade destes modelos, geralmente o critério de decisão usado para avaliar a utilidade dos modelos tem sido a capacidade de bem classificar uma empresa como falida ou não falida, em comparação com o seu estado actual.

Aplicando qualquer dos modelos acima referido aos dados iniciais, obtemos os resultados constantes do Anexo 7, aparecendo em linha, para cada empresa, o valor observado e o valor obtido em cada um dos três modelos estimados, arredondado para a unidade mais próxima (*cutting point* em 0,5).

Podemos resumir aquela informação da seguinte forma:

Tabela 16: Erro Total

	Logit	Probit	Gompit
Total	672	672	672
Missing	39	39	39
Certas	608	605	599
Erradas	25	28	34
Erro	3,95%	4,42%	5,37%

Muitos dos estudos consideram erro tipo I como a classificação de uma empresa falida como não falida e consideram erro tipo II como a classificação de uma empresa não falida como falida. Em geral, os erros tipo I são considerados mais onerosos para a maioria dos utilizadores do que os erros tipo II.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Assim, podemos decompor a informação relativa à classificação das empresas da seguinte forma:

Tabela 17: Erro Tipo I

	Logit	Probit	Gompit
Total	336	336	336
Missing	38	38	38
Certas	279	279	280
Erradas	19	19	18
Erro	6,38%	6,38%	6,04%

Tabela 18: Erro Tipo II

	Logit	Probit	Gompit
Total	336	336	336
Missing	1	1	1
Certas	329	326	319
Erradas	6	9	16
Erro	1,79%	2,69%	4,78%

O modelo Gompit, embora tenha uma taxa de erro aparente total superior aos outros dois modelos estimados, é aquele que apresenta um erro tipo I mais reduzido.

Interessa salientar que se trata de uma taxa de erro aparente, a qual deve ser interpretada com alguma precaução uma vez que se refere à aplicação do modelo aos dados que lhe serviram de base.

Face às considerações efectuadas, e conforme quadro resumo, ficamos, pois, em condições de considerar o modelo Gompit como o mais apropriado, sendo aquele que apresenta valores mais baixos para os critérios de informação, embora com diferenças pouco significativas face aos restantes dois modelos.

Estatisticamente, não se pode considerar que se tenha conseguido um modelo infalível. De qualquer forma, constata-se o que anteriormente referimos: através da análise Logit, Probit e Gompit conseguimos um modelo que classifica melhor os dados do que na análise discriminante.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

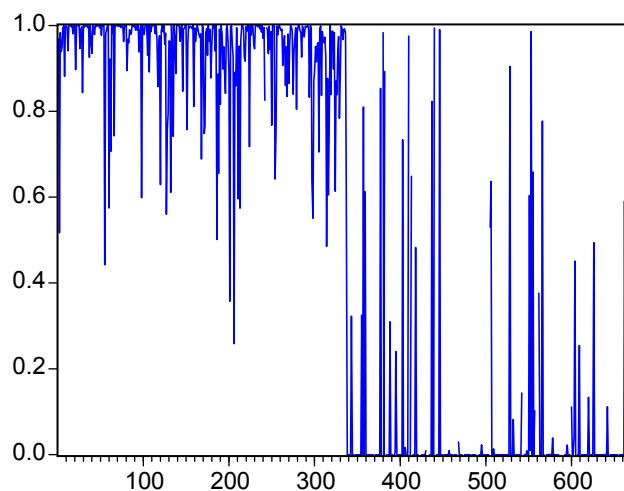
De referir que através da análise Gompit se conseguiu um modelo com resultados superiores aos conseguidos com os modelos Logit e Probit, estatisticamente mais fiável, o qual inclui apenas três variáveis independentes (rácios), em que $\hat{\beta}$ é o valor estimado, indicativo da falência ($<0,5$) ou não ($>0,5$) da empresa a analisar, e que é descrito pela seguinte expressão:

$$prob[y_i = 1] = \exp^{-\exp\left(\frac{15,150 \times R_3 + 0,371 \times R_4 + 0,940 \times R_5 - 4,165 \times R_6 + 2,139 \times R_7 + 9,645 \times R_9 - 0,005 \times R_{10} + 6,382 \times R_{13} - 2,035}{1}\right)}$$

Desta resulta a probabilidade estimada de uma empresa falir ou não, seguindo uma função de distribuição Gompertz ou Extreme value.

Graficamente, pode-se observar que na primeira metade das observações (empresas activas) o valor estimado é, em geral, superior a 0,5, enquanto na segunda metade das observações (empresas falidas) aquele valor é, na maioria das vezes, inferior a 0,5.

Gráfico 2: Valores Observados vs. Valores Estimados



O erro de estimação do modelo, relativamente à amostra utilizada, é o resumido na seguinte tabela, a qual resume as taxas de erro por tipo:

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Tabela 19: Matriz de classificação (um ano antes da falência) – Modelo Obtido

Realidade	Previsão	
	Falida	Não Falida
Falida	-	6,04%
Não Falida	4,78%	-

Verifica-se um erro tipo I de 6,04%, o que significa que o modelo classificou empresas que na realidade se encontram falidas, como estando na situação de não falidas.

Por outro lado, verifica-se um Erro Tipo II de 4,78%, o que significa que o modelo classificou empresas que na realidade não se encontram falidas, como estando na situação de falidas.

De notar que os resultados obtidos quanto à taxa de erro global aparente são muito semelhantes aos obtidos no estudo de Altman (1993), do qual resultou, na matriz de classificação correspondente, um erro tipo I de 6% e um erro tipo II de 3%.

No entanto, da aplicação dos coeficientes obtidos por Altman (1993) à amostra de empresas estudada neste trabalho verificou-se que resulta um erro médio total de quase 40%, estando o erro distribuído da seguinte forma:

Tabela 20: Matriz de classificação (um ano antes da falência) – Modelo de Altman

Realidade	Previsão	
	Falida	Não Falida
Falida	-	78,60%
Não Falida	0,90%	-

Face ao exposto, embora o erro tipo II seja muito reduzido (0,9%), não poderemos considerar aqueles coeficientes para os dados das empresas portuguesas uma vez que o erro tipo I, mais prejudicial para os interessados na informação, é extremamente elevado (78,6%).

6. Conclusão

Foram vários os modelos de previsão de falência que foram desenvolvidos desde os trabalhos iniciais de Beaver e de Altman. Diversos investigadores têm continuado a aperfeiçoar os modelos multivariados. Praticamente todos os modelos tradicionais se baseiam em amostras emparelhadas e utilizam a Análise Discriminante ou as Análises Logit, Probit e Gompit.

Foi objectivo desta dissertação estimar um modelo destinado à previsão da falência de Pequenas e Médias Empresas portuguesas. Para tal, testámos um conjunto de rácios propostos por Altman a que adicionámos um conjunto de rácios por nós propostos.

Verificou-se que os rácios utilizados e o modelo estimado no estudo de Altman (1993), o Z-Score, não são apropriados para a amostra em causa pelo que parece fazer sentido um estudo autónomo.

O estudo permitiu concluir que existe uma relação entre os dados contabilísticos e a situação futura das PME portuguesas, isto é, os rácios económico – financeiros possuem informação acerca da situação económico – financeira futura da empresa, permitindo distinguir as empresas em situação difícil, com elevada probabilidade de vir a decretar falência, das empresas activas e com menor risco de falência, através do conjunto de rácios definido.

Verificou-se, pela análise da amostra, que o tempo de vida das empresas falidas é, em média, cerca de metade do verificado no caso das empresas não falidas.

Concluiu-se ainda que os rácios económico – financeiros com maior capacidade de previsão da falência das PME portuguesas são os que analisam a rentabilidade da

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

empresa, a capacidade de fazer face aos compromissos financeiros, o aproveitamento dos recursos e a capacidade de escoar o produto.

Saber quais os indicadores que melhor identificam a falência poderá ser importante na perspectiva das Políticas Públicas. Importa criar os mecanismos de informação que permitam análises fundamentadas sobre a verdadeira situação das empresas, esperando-se do Estado previsão e reacção.

Não se pretende fomentar as falências de empresas. Pretende-se, isso sim, distinguir duas situações:

- As empresas com dificuldades mas com condições para sobreviver devem poder aceder rapidamente a um eficaz processo de recuperação.
- As empresas inviáveis devem poder ver os seus processos falimentares decididos em tempo útil, de forma a permitir uma eficaz salvaguarda dos direitos dos trabalhadores e dos credores em geral.

A presente dissertação pretende ser um contributo para aumentar o conhecimento empírico na área das técnicas de previsão da falência empresarial, e como tal não está isento de limitações.

Sendo uma área de grande interesse mas ainda pouco explorada, quer pela comunidade académica que pelo meio empresarial, pretende-se, desde já, propor alguns pontos nos quais se poderiam basear futuras investigações.

Futuros estudos sobre a previsão de falência de empresas poderiam analisar os factores económicos e institucionais que podem ter influência na falência. No entanto, a falta de homogeneidade das razões pelas quais as empresas vão à falência pode tornar difícil a criação de um modelo. A este propósito importa referir que, embora em geral a falência se deva a graves problemas financeiras, uma empresa pode falir por questões de estratégia.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas

Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Um adequado modelo de previsão de falência empresarial deverá conter todos os factores quantitativos e qualitativos (não financeiros). Para tal, deverá ser criado um corpo normativo sobre a teoria da falência empresarial, através da identificação de uma tipologia de processos de falência, passando pela identificação das causas que conduzem as empresas à falência.

Os modelos poderão, pois, ser melhorados através da inclusão de novas variáveis preditivas, que não as financeiras, e que se mostrem benéficas. Entre elas podem-se destacar as questões relacionadas com a boa (ou má) gestão ou outros aspectos da condução da empresa que tenham impacto sobre as suas operações, e que sejam significativas num modelo de previsão de falência.

Neste âmbito, Kaplan e Norton (1996) consideram que as empresas de sucesso são as que desenvolvem estratégias orientadas para os clientes, centram-se e usam os activos intangíveis de forma eficiente e desenvolvem competências para inovar constantemente.

Finalmente, incluir variáveis que retratem a envolvente económica pode proporcionar importantes dados para a previsão da falência.

Aquela previsão parece ser tanto mais importante quanto a fase do ciclo económico a analisar. Nas fase de recessão são diversos os factores que actuam no sentido da falência de empresas – o investimento e as receitas reduzem-se, a poupança e o crédito contraem-se, gera-se desemprego – e, após aquela, haverá depressão enquanto houver investimento mal sucedido e capacidade excessiva face ao nível de procura e até que uma reaproximação ao estado de equilíbrio se inicie, sendo o período de depressão essencial para a eliminação dos ineficientes e consolidação do novo padrão de produção.

7. Bibliografia

- Agência Financeira (2007), “*Falências em Portugal aumentam 55,2%*”, publicado em 10 de Agosto de 2007, acedido em 11 de Agosto de 2007 em http://www.agenciafinanceira.iol.pt/noticia.php?id=841796&div_id=1727.
- Akaike, H. (1973), “*Information theory and an extension of the maximum likelihood principle*”, International Symposium on Information Theory, 2nd, Tsahkadsor, Armenian SSR; Hungary; 2-8 Sept. 1971. pp. 267-281.
- Altman, E. I. (1968), “*Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*”, The Journal of Finance, n.º 4, Vol. 23, pp. 589-609.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., e Narayanan, P. (1977), “*Zeta Analysis. A new model to identify bankruptcy of corporations*”, Journal of Banking and Finance, 1, pp. 29-54.
- Altman, E. I. (1993), “*Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting & Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*”, John Wiley & Sons.
- Altman, E. I., e Franco, P. (1994), “*Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)*”, Journal of Banking and Finance, 18, pp. 505-529.
- Altman, E. I., e Hotchkiss, E. (2006), “*Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*”, John Wiley & Sons.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

- Argenti, J. (1976), “*Corporate Collapse: the Causes and Symptoms*”, McGraw-Hill, London.
- Beaver, W. (1966), “*Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical research in accounting: selected studies*”, Journal of Accounting Research - Supplement, 4, pp. 71-111.
- Blum, M. (1974), “*Failing Company Discriminant Analysis*”, Journal of Accounting Research, 2, pp. 1-25.
- Casey, C. J. e Baztczak, N. J. (1984), “*Cash-Flow: it’s not the bottom line*”, Harvard Business Review, 4, pp. 60-66.
- Coface Mope (2005), “*Estudo sobre Falências em Portugal*”, acessado em 3 de Setembro de 2007, em www.coface.pt.
- Cohen, Elie (1996), “*Análise Financeira*”, Editorial Presença, Lisboa.
- Comissão Europeia (1996), “*Recomendação da Comissão relativa à definição de pequenas e médias empresas (96/280/CE)*”, Jornal Oficial das Comunidades Europeias, 30 de Abril, pp. 107/4-107/9.
- Comissão Europeia (2003), “*Recomendação da Comissão, de 6 de Maio de 2003, relativa à definição de micro, pequenas e médias empresas*”, Jornal Oficial das Comunidades Europeias, 20 de Maio, pp. 124/36-124/41.
- Cook, R. A., e Nelson, J. L. (1988), “*A Conspectus of Business Failure Forecasting*”, acessado em 2 de Agosto de 2007, em <http://www.sbaer.uca.edu/research/sbida/1988/PDF/22.pdf>.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

- Cox, D. R. (1972), “*Regression models and life-tables*”, Journal of the Royal Statistical Society, Series B.
- Dallo, F. L. (1997), “*Utilidad de la Información Contable en el Proceso de Fracaso: Análisis del Sector Industrial de la Mediana Empresa Española*”, Revista Española de Financiación y Contabilidad, Vol. XXVI. Núm. 92, pp. 871-915.
- Deakin, E. B. (1972), “*A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure*”, Journal of Accounting Research, 1, pp. 167-179.
- Dizdarevic, S., e Larrañaga, P., e Peña, J. M., e Sierra, B., e Gallego, M. J., e Lozano, J. A. (1997), “*Predicción del fracaso empresarial mediante la combinación de clasificadores provenientes de la estadística y el aprendizaje automático*”, Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad del País Vasco – Euskal Herriko Unibertsitatea.
- Edminster, R. O. (1972), “*An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction*”, Journal of Financial and Quantitative Analysis, 7, March, pp. 1477-1493.
- Feller, W. (1968), “*An Introduction to Probability Theory and its Applications*”, Wiley, New York.
- Fernández Fernández, J. M. (1992), “*Del cuadro de financiación al estado de flujos de tesorería*”, Actualidad Financiera, León, n.º 7, pp. C23-C61.
- Gabas, F. (1990), “*Técnicas Actuales de Análisis Contable. Evaluación de la Solvencia Empresarial*”, Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas, Madrid.
- Gallego, A. M., e Gómez, J. S., e Yáñez, L. (1997), “*Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras*”, Actualidad Financiera, n.º 5.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Gamelas, Emanuel Freire Torres (2005), “*Falências de Empresas em Portugal*”, Tese de Doutoramento em Economia Financeira e Contabilidade, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa, Lisboa

Gentry, J. A., e Newbold, P., e Whitford, D. (1985), “*Classifying bankrupt firms with funds flow components*”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 23, n.º 1, Spring, pp. 146-160.

Hannan, E., e Quinn, B. (1979), “*The determinant of the Order of an Autoregression*”, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Vol. 41, No. 2, pp. 190-195.

He, Y., Kamath, R., e Meier, H. H. (2005), “An empirical evaluation of Bankruptcy Prediction Models for Small Firms”, *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, Volume 9, Number 1, 2005.

IAPMEI (2007), “*Perguntas frequentes sobre as PME*”, acessado em 24 de Novembro de 2007, em <http://www.iapmei.pt/iapmei-faq-02.php?tema=7>.

Janot, M. M. (2001), “*Modelo de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil*”, *Trabalhos para Discussão* n.º 13, Banco Central do Brasil, Brasília.

Johnston, J., e Dinardo, J. (2001), “*Métodos Económicos*”, McGraw-Hill.

Jornal de Negócios (2007), “*Mais de 1.500 novos processos de insolvência até Junho*”, publicado em 26 de Junho de 2007, acessado em 3 de Agosto de 2007, em <http://jornaldenegocios.pt/default.asp?Session=&CpContentId=298138>.

Jornal de Notícias (2007), “*Aumentam as falências nos distritos do Interior*”, publicado em 10 de Agosto de 2007, acessado em 11 de Agosto de 2007 em

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

http://jn.sapo.pt/2007/08/10/economia_e_trabalho/aumentam_falencias_distritos_interio.html.

Kaplan, R., e Norton, D. (1996), *“The balanced scorecard, translating strategy into action”*, Harvard Business School Press, Boston.

Laitinen, E. (1991), *“Financial Ratios and Different Failure Processes”*, Journal of Business, Finance & Accounting, n.º 18, pp. 649-673.

Lev, B. (1978), *“Análisis de estados financieros”*, un nuevo enfoque, Esic., Madrid.

Lo, A. W. (1986), *“Logit versus Discriminant Analysis: A Specification Test and Application to Corporate Bankruptcies”*, Journal of Econometrics, 31 (March), pp. 151-178.

Lorenzo, J. M. P. (1988), *“Continuidad de gestión en la empresa: Evaluación del riesgo de fracaso e informe de auditoría”*, Dissertação de Doutoramento, Universidade de Oviedo.

Madeira, P. (2000), *“Falência empresarial – modelos discriminante e logístico de previsão aplicados às PME do sector textil e do vestuário”*, Dissertação de Mestrado apresentada à Universidade Aberta.

Mariaca, R. (2002), *“Predicción de Problemas de Crisis y Continuidad en Empresas Bancarias”*, Documento de Trabajo n.º 11/02, Instituto de Investigaciones Socio Económicas, La Paz, Bolívia.

Martín, J. L. (1986), *“El pronóstico del fracaso empresarial”*, Publicaciones de la Universidad de Sevilla, Sevilla.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

McCulloch, J. H. (2007), “*The Probit and Logit Models of Qualitative Choice*”, acessado em 7 de Setembro em <http://www.econ.ohio-state.edu/jhm/econ641/probit.rtf>.

Mora, A. (1994), “*Los Modelos de Predicción del Fracaso Empresarial: Una Aplicación Empírica del Logit*”, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Núm. 78, pp. 203-233.

Moreira, J. A. C. M. (1997), “*Análise Financeira de Empresas da teoria à prática*”, Bolsa de Derivados do Porto, Porto.

Neves, J. C. (2004), “*Análise Financeira: Vol. I – Técnicas Fundamentais*”, Texto Editora, Lisboa.

Ohlson, J. A. (1980), “*Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy*”, *Journal of Accounting Research*, 18.

Platt, H. D. (1985), “*Why Companies Fail: Strategies for Detecting Avoiding and Profiting from Bankruptcy*”, Lexington Books, Massachusetts.

Platt, H. D., e Platt, M. B. (1990), “*Development of A Class of Stable Predictive Variables: The Case of Bankruptcy Prediction*”, *Journal of Business Finance and Accounting*, pp. 31-51.

Platt, H. D., e Platt, M. B. (1991), “*A Note on the Use of Industry-Relative Ratios in Bankruptcy Prediction*”, *Journal of Banking and Finance*, pp. 1183-1194.

Richardson, F., e Kane, G., e Lobingier, P. (1998), “*The Impact of Recession on the Prediction of Corporate Failure*”, *Journal of Business, Finance & Accounting*, n.º 25.

Robinson, S. (1995), “*Manual de Gestão Financeira*”, Edições CETOP, Mem Martins.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Schwarz, G. (1978), “*Estimating the Dimension of a Model*”, *Annals of Statistics*, 6, pp. 461-464.

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

Sori, Z. M., Hamid, M. A. A., e Nassir, A. M. (2006), “*Forecasting Financial Problems in Emerging Capital Markets*”, *European Journal of Economics, Finance and Administrative Sciences*, Issue 5, pp. 7-19.

Stickney, C. P. (1996), “*Financial Reporting and Statement Analysis*”, 3rd. Edition, Ft. Worth, TX: The Dryden Press.

Taffler, R. J. (1982), “*Forecasting Company Failure in the UK Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data*”, *Journal of the Royal Statistical Society Series – Statistics in Society*, 145(P3), pp. 342-358.

Taffler, R. J. (1982), “*Finding those Firms in Danger*”, *Accountancy Age*, 16.

Tomas, J., e Amat, O., e Esteve, M. (1999), “*Como Analizan las Entidades Financieras a sus Clientes*”, Editorial Gestión 2000, Barcelona.

Vause, B. (2002), “*Guia para Análise de Empresas*”, Caminho – Biblioteca de Economia e Gestão, Lisboa.

Wilcox, J. W. (1971). “*A simple theory of financial ratios as predictors of failure*”, *Journal of Accounting Research*, 2, pp. 389-395.

Wilcox, J. W. (1976). “*The gambler's ruin approach to business risk*”, *Sloan Management Review*, 4, pp. 33-46.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

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

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

Anexos

Anexo 1 – Modelo de Risco Proporcional de Wilcox

Wilcox (1971 e 1976), entre outros autores, adaptou a teoria dos jogos (“*gambler’s ruin approach*”) à previsão de falência.

Segundo esta abordagem, a falência é provável quando o valor líquido de liquidação de uma empresa (situação líquida) ¹⁶ se torna negativo. De um período para outro aquele valor aumenta com a entrada de dinheiro e diminui com a saída de dinheiro durante o período.

Wilcox combinou as entradas e saídas de dinheiro, definindo-as como cash-flows ajustados. Se tudo o resto permanecer igual, a probabilidade de uma empresa falir aumenta quanto menor for a situação líquida inicial da empresa, quanto menor for o cash-flow líquido da empresa e quanto maior for a variação do cash-flow ajustado da empresa ao longo do tempo.

Wilcox utiliza a fórmula da teoria de jogos (Feller, 1968) para mostrar que o risco de uma empresa falir depende:

1. dos factores acima mencionados, e
2. do volume dos cash-flows ajustados em risco em cada período,

O modelo de risco proporcional de Wilcox (1971) assume que o risco de o evento se verificar consiste numa função dependente do tempo de uma série de variáveis (x), as quais podem variar com o tempo. A probabilidade instantânea da ocorrência do acontecimento no tempo t (neste caso a falência), é representada por:

¹⁶ O valor líquido de liquidação de uma empresa é definido como a diferença entre o valor total dos activos e o total dos passivos.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

$$\lambda(t/x) = \lambda_0(t)e^{\sum \beta_i x_i}$$

onde $\lambda_0(t)$ é uma função desconhecida, que fornece o risco instantâneo, sendo $x_i = 0$. Os termos λ representam as taxas de incidência indivíduo – tempo.

Este modelo, que apresenta numerosas aplicações no campo da análise de dados, incluindo ensaios clínicos, também é aplicável à análise dos estudos de casos (como na presente questão).

Anexo 2 – Redes Neurais

Recentemente surgiram outros métodos, resultantes da aplicação do campo da Inteligência Artificial, tendo como objectivo a previsão da falência. Estes métodos resolvem, tal como os modelos não paramétricos, os problemas de que sofriam as técnicas estatísticas ¹⁷. Métodos indutivos, como é o caso das redes neurais, têm apresentado, segundo os seus autores, melhores resultados nesta área do que os métodos tradicionais ¹⁸.

Desde início dos anos 90 do século XX, surgiu uma prometedora aproximação à previsão de falência, baseada no uso das redes neurais. Estas redes são construídas por computador de forma a processar informação de forma similar ao cérebro humano. As redes neurais armazenam informação sob a forma de modelo e conseguem “aprender” a partir da sua experiência de processamento.

Redes Neurais são técnicas de análise, modelizadas sobre os processos de aprendizagem no sistema cognitivo e as funções neurológicas do cérebro, capazes de prever novas observações (em variáveis específicas) a partir de outras observações (nas mesmas ou noutras variáveis) depois de executar um processo que pretende “aprender” a partir da informação existente. Consubstancia-se numa rede de unidades de processamento que se interligam entre si de forma a reagir a determinados estímulos, produzindo um determinado *output* final.

As Redes Neurais são uma das técnicas às quais se chama “Data Mining” (Prospecção de Dados). A “inteligência” do sistema resulta do facto de as interligações entre as unidades de processamento não serem rígidas, modificando-se através de um processo de “aprendizagem”, gerado pela interacção da rede com a envolvente externa.

¹⁷ E.g.: a hipótese de as variáveis serem linearmente independentes.

¹⁸ Uma vez que não é objectivo desta dissertação a aplicação de um modelo deste tipo, faremos apenas uma abordagem genérica ao método indutivo aqui referido.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Na última década e meia foram publicados diversos estudos que tentam aplicar as redes neuronais à previsão da falência, entre os quais podemos destacar o de Altman e Pareto Franco (1994) intitulado "*Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)*", publicado no Journal of Banking & Finance.

Ao contrário das análises multi-discriminante e Logit, as redes neuronais impõem menos restrições e são especialmente úteis no reconhecimento de relação entre informação. A investigação tem mostrado que as redes neuronais oferecem uma alternativa aos métodos tradicionais de previsão de falência. A capacidade de o modelo “aprender” permite que seja sucessivamente recalibrado e validado o modelo, o que ajuda a aumentar a capacidade de classificação.

Desde uma perspectiva teórica, embora as redes neuronais tenham menos exigências ao nível da normalidade e linearidade da informação, uma das grandes desvantagens desta análise é que o modelo apenas pode memorizar a informação, em vez de formar um conjunto de regras de classificação, o que pode provocar que as estimativas em futuras amostras sejam menos fiáveis.

Os diversos estudos existentes nesta área pretendem comparar a performance das redes neuronais com as metodologias tradicionais. Se, por um lado, as redes neuronais têm algumas vantagens relativamente aos modelos tradicionais também têm algumas desvantagens. Em resumo, as principais vantagens e desvantagens são as seguintes:

<ul style="list-style-type: none">▪ Vantagens:– Flexibilidade dos pressupostos– Capacidade de extrapolação– Dados com ruído– Bons resultados ao nível da performance	<ul style="list-style-type: none">▪ Desvantagens:– Black Box (pode ser um problema no meio financeiro)– Pouco consistentes– Processo lento– Conhecimento reduzido acerca da optimização da rede
---	--

Anexo 3 – Modelo Discriminante

Um modelo discriminante é uma técnica que tenta encontrar um sistema para classificar os sujeitos numa série de grupos bastante homogéneos a nível interno (entre cada um dos sujeitos) e bastante heterogéneos a nível externo (entre cada um dos grupos).

O algoritmo mais adequado é a análise de clustering, sempre que não exista de modo pré-determinado uma variável de agrupamento (isto é, uma variável de classificação). O objectivo do algoritmo de clustering é criar uma variável de classificação a partir do cálculo de distâncias (isto é, semelhanças ou diferenças) óptimas entre os sujeitos.

Uma vez obtida a variável classificadora ou de segmentação, chega o momento de utilizar essa variável no sentido de tentar reclassificar os grupos, o que se conhece pelo nome técnico de discriminar.

Daí vem o nome do outro algoritmo de classificação – Análise Discriminante. A Análise Discriminante não pretende criar grupos de semelhança, utilizando os já existentes (criados a partir de um algoritmo de *clustering* – análise de conglomerados) para oferecer uma análise da capacidade das variáveis da Análise Discriminante (chamadas, neste algoritmo, “variáveis discriminantes”) para classificar ou diferenciar (discriminar) entre os n sujeitos dos k grupos. Deste modo, obter-se-ia um esquema de classificação.

O modelo de Análise Discriminante vem definido por uma combinação linear chamada Função Discriminante:

$$D = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_kX_k + E_{ij}$$

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

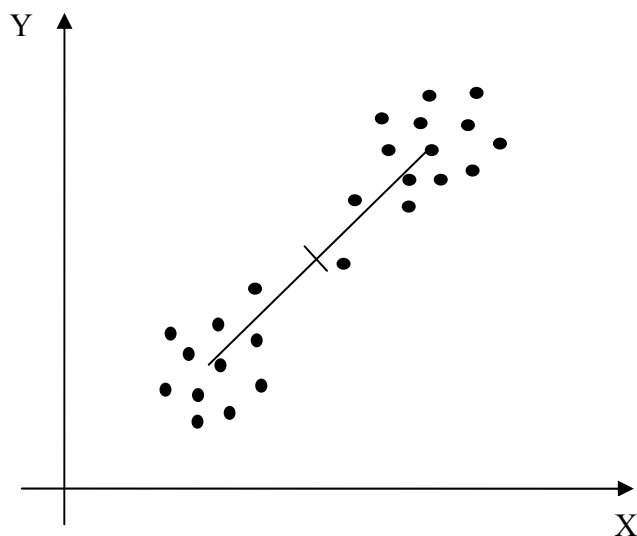
onde:

- X_1, X_2, \dots, X_k - variáveis discriminantes,
- B_0 - constante,
- B_1, B_2, \dots, B_k - coeficientes discriminantes não estandardizados de variáveis,
- E_{ij} - variável aleatória que representa a parte do erro do modelo,
- k - número de variáveis discriminantes.

O valor da Função Discriminante para um indivíduo calcula-se substituindo na equação discriminante os valores das Variáveis Discriminantes, como em qualquer modelo de regressão. Ao valor assim obtido chama-se Pontuação Discriminante (Score).

Em suma, as fases de uma Análise Discriminante são as seguintes:

- Calcula-se o valor da pontuação (score) discriminante de todos os indivíduos de um grupo (por exemplo, empresas falidas) e calcula-se a média desse grupo.
- Calculam-se as pontuações discriminantes para o outro grupo (empresas não falidas) e calcula-se também a sua média.
- Atribui-se um indivíduo ao grupo cujo centro esteja mais próximo.
- Estima-se a capacidade explicativa do modelo, calculando a percentagem de classificações correctas.



Anexo 4 – Problemas decorrentes da dicotomia da variável dependente

Como vimos, a variável dependente é uma variável dicotómica (dummy), que pode tomar o valor 0 se se trata de uma empresa falida e o valor 1 se se trata de uma empresa “saudável”.

Para mostrar os problemas subjacentes à utilização de uma variável dependente binária, vamos supor um caso em que existe apenas uma variável explicativa. Então, a equação de regressão é:

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + \varepsilon_i$$

em que:

- Y_i : variável dependente (dicotómica);
- X_i : variável independente (e.g. solvabilidade);
- α : constante;
- β : coeficiente associado à variável independente;
- ε_i : variável aleatória representativa do erro do modelo.

Como se pressupõe que:

- A variável independente é estocástica;
- Variável aleatória ε_i é estocástica, com média 0 (zero) e independente de ε_j (com $i \neq j$); e
- A variável dependente Y_i é dicotómica e só pode assumir os valores 0 (zero) e 1 (um);

então, por definição de esperança matemática

$$E(Y_i) = 1 \times f_i(1) + 0 \times f_i(0) = f_i(1)$$

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

em que $f_i(1)$ é a probabilidade de uma empresa Y_i ser “saudável”. Como

$$E(Y_i) = \alpha + \beta X_i \quad 19$$

a esperança matemática de Y_i e, em consequência, a probabilidade $f_i(1)$ será diferente para diferentes valores de X_i . Assim, $E(Y_i)$ pode ser interpretada como a proporção de todas as empresas com cuja solvabilidade seja “boa”. Então

$$0 \leq E(Y_i) = \alpha + \beta X_i \leq 1$$

Considerando agora a variável aleatória representativa do erro do modelo, ε_i , tal que

$$\varepsilon_i = Y_i - \alpha - \beta X_i$$

e como Y_i só pode ser igual a 0 ou 1, então, a perturbação só pode assumir os valores $(-\alpha - \beta X_i)$ e $(1 - \alpha - \beta X_i)$, pelo que ε_i não tem distribuição normal, mas tem distribuição discreta definida como:

ε_i	$f(\varepsilon_i)$
$-\alpha - \beta X_i$	f
$1 - \alpha - \beta X_i$	$1-f$
	1

As probabilidades (f) e $(1-f)$ podem ser determinadas utilizando-se o pressuposto de $E(\varepsilon_i) = 0$. Então

¹⁹ $E(Y_i) = E(\alpha + \beta X_i + \varepsilon_i) = \alpha + \beta X_i$ - Tal decorre do facto de α e β serem parâmetros, X_i ser não estocástico e a média de ε_i ser 0 (zero).

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

$$(-\alpha - \beta X_i)f + (1 - \alpha - \beta X_i)(1 - f) = 0$$

donde

$$f = 1 - \alpha - \beta X_i.$$

Logo, a variância de ε_i é

$$E(\varepsilon_i^2) = (-\alpha - \beta X_i)^2(1 - \alpha - \beta X_i) + (1 - \alpha - \beta X_i)^2(\alpha + \beta X_i) \Leftrightarrow$$

$$\Leftrightarrow (\alpha + \beta X_i)(1 - \alpha - \beta X_i) = E(Y_i)[1 - E(Y_i)],$$

pelo que se deduz que ε_i é heteroescedástico ²⁰, dado que a sua variância depende de $E(Y_i)$.

²⁰ “A Heteroescedasticidade implica que as variâncias (isto é, a dispersão em redor da média esperada de 0) dos residuais não são constantes mas diferentes para diferentes observações. Tal causa um problema: se as variâncias são diferentes, então a fiabilidade relativa de cada observação (usada na análise de regressão) é diferente. Quanto maior a variância, menor deveria ser a importância (ou peso) relativo a essa observação. A correcção deste problema envolve a redução na importância relativa das observações com maior variância. O problema é mais evidente quando o valor da variância tem alguma relação com uma ou mais variáveis independentes. Intuitivamente, tal representa um problema porque a distribuição dos residuais não deveria ter nenhuma relação com qualquer das variáveis (um pressuposto básico do modelo clássico).” Gupta (1999)

Anexo 5 – Função de Distribuição Logística

Pode-se representar o modelo probabilístico da seguinte forma:

- Probabilidade (evento j ocorrer) = Probabilidade ($Y = j$) = f (variáveis e parâmetros)
em que

$f(X)$: função de distribuição da variável k -dimensional, X

Assim, temos que:

$$\text{Probabilidade de } (Y_i = 1) = f(\beta X_i)$$

$$\text{e Probabilidade de } (Y_i = 0) = 1 - f(\beta X_i)$$

Se a variável dicotómica a prever é Y e as “ i ” variáveis predictoras são X_1, \dots, X_i , o objectivo é determinar os coeficientes $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_i$, para satisfazer a fórmula de transformação da variável Logit:

$$g(X) = \ln \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i$$

A determinação dos coeficientes é realizada através do método de estimação da máxima verosimilhança. Estes coeficientes são interpretados em termos de “odd-ratios” e a selecção de variáveis pode realizar-se através de 3 (três) métodos: “forward”, “backward” ou “stepwise”. O método “stepwise” é o mais comumente utilizado. Nele, as variáveis são seleccionadas em cada passo para serem incluídas ou excluídas do modelo, segundo critérios estatísticos.

Obtida a função Z (função da regressão linear), pode ser construído o modelo de classificação.

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

A solução de um problema apresentado num modelo tipo Logit é encontrada a partir da estimação dos parâmetros da função especificada, através da função de máxima verosimilhança, que se denomina L:

$$L = \prod_{Y_i=0} f(-\beta X_i) \times \prod_{Y_i=1} (1 - f(-\beta X_i))$$

em que $Y_i = 0$ é o conjunto de empresas que pertence ao grupo que faliu e $Y_i = 1$ é o conjunto de empresas “saudáveis”. Para qualquer função especificada (f), a estimação de máxima verosimilhança de $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots)$, obtém-se resolvendo:

$$\text{Max}_{\beta} L$$

A partir de um processo interactivo e utilizando um *software* específico é possível determinar os coeficientes do vector $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots)$. Neste caso, f corresponde a um modelo logístico, que origina o modelo Logit. Desta forma, a função de distribuição de probabilidade acumulada é:

$$f(-\beta X_i) = \frac{e^{-Z}}{1 + e^{-Z}}$$

em que

$$Z = \sum_j X_{ij} \beta_j = \beta X_i$$

pelo que a probabilidade de falência será:

$$1 - f(-\beta X_i) = \frac{e^Z}{1 + e^Z}$$

O modelo de regressão logística é descrito pela seguinte fórmula:

$$P = \frac{e^Z}{1 + e^Z} = \frac{\frac{e^Z}{e^Z}}{\frac{1}{e^Z} + \frac{e^Z}{e^Z}} = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

Anexo 6 – Rácios

- $R_1 = \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Activo Total}}$
- $R_2 = \frac{\text{Resultados Líquidos}}{\text{Total do Capital Próprio}}$
- $R_3 = \frac{\text{Resultados Líquidos} + \text{Impostos} + \text{Encargos Financeiros}}{\text{Total do Activo}}$
- $R_4 = \frac{\text{Vendas} + \text{Prestação de Serviços}}{\text{Total do Activo}}$
- $R_5 = \frac{\text{Total do Capital Próprio}}{\text{Total do Passivo}}$
- $R_6 = \frac{\text{Caixa} + \text{Depósitos}}{\text{Total do Passivo de Curto Prazo}}$
- $R_7 = \frac{\text{Total do Activo} - \text{Imobilizado} - \text{Acréscimos} - \text{Existências}}{\text{Total do Passivo de Curto Prazo}}$
- $R_8 = \frac{\text{Total do Activo} - \text{Imobilizado} - \text{Acréscimos}}{\text{Total do Passivo de Curto Prazo}}$
- $R_9 = \frac{\text{Resultados Líquidos}}{\text{Vendas} + \text{Prestações de Serviços}}$
- $R_{10} = \frac{\text{Clientes}}{\text{Vendas} + \text{Prestações de Serviços}} \times 365$
- $R_{11} = \frac{\text{Fornecedores}}{\text{Compra de Mercadorias e Matérias Primas} + \text{FSE}} \times 365$
- $R_{12} = \frac{\text{Existências}}{\text{CMVMC} + \text{Custos com Pessoal} + \text{FSE}} \times 365$
- $R_{13} = \frac{\text{Total do Capital Próprio}}{\text{Total do Activo}}$
- Sit = Situação (Activa / Em falência)

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Anexo 7 – Valores Observados e Valores Estimados

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
1	1	1	1	1
2	1	0	0	0
3	1	1	1	1
4	1	1	1	1
5	1	1	1	1
6	1	1	1	1
7	1	1	1	1
8	1	1	1	1
9	1	1	1	1
10	1	1	1	1
11	1	1	1	1
12	1	1	1	1
13	1	1	1	1
14	1	1	1	1
15	1	1	1	1
16	1	1	1	1
17	1	1	1	1
18	1	1	1	1
19	1	1	1	1
20	1	1	1	1
21	1	1	1	1
22	1	1	1	1
23	1	1	1	1
24	1	1	1	1
25	1	1	1	1
26	1	1	1	1
27	1	1	1	1
28	1	1	1	1
29	1	1	1	1
30	1	1	1	1
31	1	1	1	1
32	1	1	1	1
33	1	1	1	1
34	1	1	1	1
35	1	1	1	1
36	1	1	1	1
37	1	1	1	1
38	1	1	1	1
39	1	1	1	1
40	1	1	1	1
41	1	1	1	1
42	1	1	1	1
43	1	1	1	1

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
44	1	1	1	1
45	1	1	1	1
46	1	1	1	1
47	1	1	1	1
48	1	1	1	1
49	1	1	1	1
50	1	1	1	1
51	1	1	1	1
52	1	1	1	1
53	1	1	1	1
54	1	1	1	1
55	1	0	0	0
56	1	1	1	1
57	1	1	1	1
58	1	1	1	1
59	1	1	1	1
60	1	1	0	0
61	1	1	1	1
62	1	1	1	1
63	1	1	1	1
64	1	1	1	1
65	1	1	1	1
66	1	1	1	1
67	1	1	1	1
68	1	1	1	1
69	1	1	1	1
70	1	1	1	1
71	1	1	1	1
72	1	1	1	1
73	1	1	1	1
74	1	1	1	1
75	1	1	1	1
76	1	1	1	1
77	1	1	1	1
78	1	1	1	1
79	1	1	1	1
80	1	1	1	1
81	1	1	1	1
82	1	1	1	1
83	1	1	1	1
84	1	1	1	1
85	1	1	1	1
86	1	1	1	1
87	1	1	1	1
88	1	1	1	1
89	1	1	1	1
90	1	1	1	1
91	1	1	1	1
92	1	1	1	1

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
93	1	1	1	1
94	1	1	1	1
95	1	1	1	1
96	1	1	1	1
97	1	1	1	1
98	1	1	1	0
99	1	1	1	1
100	1	1	1	1
101	1	1	1	1
102	1	1	1	1
103	1	1	1	1
104	1	1	1	1
105	1	1	1	1
106	1	1	1	1
107	1	1	1	1
108	1	1	1	1
109	1	1	1	1
110	1	1	1	1
111	1	1	1	1
112	1	1	1	1
113	1	1	1	1
114	1	1	1	1
115	1	1	1	1
116	1	1	1	1
117	1	1	1	1
118	1	1	1	1
119	1	1	1	1
120	1	1	1	0
121	1	1	1	1
122	1	1	1	1
123	1	1	1	1
124	1	1	1	1
125	1	1	1	1
126	1	1	1	1
127	1	1	0	0
128	1	1	1	1
129	1	1	1	1
130	1	1	1	1
131	1	1	1	1
132	1	1	1	0
133	1	1	1	1
134	1	1	1	1
135	1	1	1	1
136	1	1	1	1
137	1	1	1	1
138	1	1	1	1
139	1	1	1	1
140	1	1	1	1

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
141	1	1	1	1
142	1	1	1	1
143	1	1	1	1
144	1	1	1	1
145	1	1	1	1
146	1	1	1	1
147	1	1	1	1
148	1	1	1	1
149	1	1	1	1
150	1	1	1	1
151	1	1	1	1
152	1	1	1	1
153	1	1	1	1
154	1	1	1	1
155	1	1	1	1
156	1	1	1	1
157	1	1	1	1
158	1	1	1	1
159	1	1	1	1
160	1	1	1	1
161	1	1	1	1
162	1	1	1	1
163	1	1	1	1
164	1	1	1	1
165	1	1	1	1
166	1	1	1	1
167	1	1	1	1
168	1	1	1	1
169	1	1	1	1
170	1	1	1	1
171	1	1	1	1
172	1	1	1	1
173	1	1	1	1
174	1	1	1	1
175	1	1	1	1
176	1	1	1	1
177	1	1	1	1
178	1	1	1	1
179	1	1	1	1
180	1	1	1	1
181	1	1	1	1
182	1	1	1	1
183	1	1	1	1
184	1	1	1	1
185	1	1	1	1
186	1	0	0	0
187	1	1	1	1
188	1	1	1	1

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
189	1	1	1	1
190	1	1	1	1
191	1	1	1	1
192	1	1	1	1
193	1	1	1	1
194	1	1	1	1
195	1	1	1	1
196	1	1	1	1
197	1	1	1	1
198	1	1	1	1
199	1	1	1	1
200	1	1	1	1
201	1	0	0	0
202	1	1	1	1
203	1	1	1	1
204	1	1	1	1
205	1	1	1	1
206	1	0	0	0
207	1	1	1	1
208	1	1	1	1
209	1	1	1	1
210	1	1	1	1
211	1	1	1	0
212	1	1	1	1
213	1	1	1	0
214	1	1	1	1
215	1	1	1	1
216	1	1	1	1
217	1	1	1	1
218	1	1	1	1
219	1	1	1	1
220	1	1	1	1
221	1	1	1	1
222	1	1	1	1
223	1	1	1	1
224	1	1	1	1
225	1	1	1	1
226	1	1	1	1
227	1	1	1	1
228	1	1	1	1
229	1	1	1	1
230	1	1	1	1
231	1	1	1	1
232	1	1	1	1
233	1	1	1	1
234	1	1	1	1
235	1	1	1	1
236	1	1	1	1

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
237	1	1	1	1
238	1	1	1	1
239	1	1	1	1
240	1	1	1	1
241	1	1	1	1
242	1	1	1	1
243	1	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
244	1	1	1	1
245	1	1	1	1
246	1	1	1	1
247	1	1	1	1
248	1	1	1	1
249	1	1	1	1
250	1	1	1	1
251	1	1	1	1
252	1	1	1	1
253	1	1	1	1
254	1	1	1	1
255	1	1	1	1
256	1	1	1	1
257	1	1	1	1
258	1	1	1	1
259	1	1	1	1
260	1	1	1	1
261	1	1	1	1
262	1	1	1	1
263	1	1	1	1
264	1	1	1	1
265	1	1	1	1
266	1	1	1	1
267	1	1	1	1
268	1	1	1	1
269	1	1	1	1
270	1	1	1	1
271	1	1	1	1
272	1	1	1	1
273	1	1	1	1
274	1	1	1	1
275	1	1	1	1
276	1	1	1	1
277	1	1	1	1
278	1	1	1	1
279	1	1	1	1
280	1	1	1	1
281	1	1	1	1
282	1	1	1	1
283	1	1	1	1
284	1	1	1	1

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
285	1	1	1	1
286	1	1	1	1
287	1	1	1	1
288	1	1	1	1
289	1	1	1	1
290	1	1	1	1
291	1	1	1	1
292	1	1	1	1
293	1	1	1	1
294	1	1	1	1
295	1	1	1	1
296	1	1	1	1
297	1	1	1	1
298	1	1	0	0
299	1	1	1	1
300	1	1	1	1
301	1	1	1	1
302	1	1	1	1
303	1	1	1	1
304	1	1	1	1
305	1	1	1	1
306	1	1	1	1
307	1	1	1	1
308	1	1	1	1
309	1	1	1	1
310	1	1	1	1
311	1	1	1	1
312	1	1	1	1
313	1	1	1	1
314	1	0	0	0
315	1	1	1	1
316	1	1	1	0
317	1	1	1	1
318	1	1	1	1
319	1	1	1	1
320	1	1	1	1
321	1	1	1	1
322	1	1	1	1
323	1	1	1	1
324	1	1	1	0
325	1	1	1	1
326	1	1	1	1
327	1	1	1	1
328	1	1	1	1
329	1	1	1	1
330	1	1	1	1
331	1	1	1	1
332	1	1	1	1

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
333	1	1	1	1
334	1	1	1	1
335	1	1	1	1
336	1	1	1	1
337	0	1	1	1
338	0	0	0	0
339	0	0	0	0
340	0	0	0	0
341	0	0	0	0
342	0	0	0	0
343	0	0	0	0
344	0	0	0	0
345	0	0	0	0
346	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
347	0	0	0	0
348	0	0	0	0
349	0	0	0	0
350	0	0	0	0
351	0	0	0	0
352	0	0	0	0
353	0	0	0	0
354	0	0	0	0
355	0	0	0	0
356	0	0	0	0
357	0	1	1	1
358	0	0	0	0
359	0	1	1	1
360	0	0	0	0
361	0	0	0	0
362	0	0	0	0
363	0	0	0	0
364	0	0	0	0
365	0	0	0	0
366	0	0	0	0
367	0	0	0	0
368	0	0	0	0
369	0	0	0	0
370	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
371	0	0	0	0
372	0	0	0	0
373	0	0	0	0
374	0	0	0	0
375	0	0	0	0
376	0	0	0	0
377	0	1	1	1
378	0	0	0	0
379	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
380	0	1	1	1

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
381	0	0	0	0
382	0	1	1	1
383	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
384	0	0	0	0
385	0	0	0	0
386	0	0	0	0
387	0	0	0	0
388	0	0	0	0
389	0	0	0	0
390	0	0	0	0
391	0	0	0	0
392	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
393	0	0	0	0
394	0	0	0	0
395	0	0	0	0
396	0	0	0	0
397	0	0	0	0
398	0	0	0	0
399	0	0	0	0
400	0	0	0	0
401	0	0	0	0
402	0	0	0	0
403	0	1	1	1
404	0	0	0	0
405	0	0	0	0
406	0	0	0	0
407	0	0	0	0
408	0	0	0	0
409	0	0	0	0
410	0	1	1	1
411	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
412	0	0	0	0
413	0	1	1	1
414	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
415	0	0	0	0
416	0	0	0	0
417	0	0	0	0
418	0	0	0	0
419	0	0	0	0
420	0	0	0	0
421	0	0	0	0
422	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
423	0	0	0	0
424	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
425	0	0	0	0
426	0	0	0	0
427	0	0	0	0
428	0	0	0	0

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
429	0	0	0	0
430	0	0	0	0
431	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
432	0	0	0	0
433	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
434	0	0	0	0
435	0	0	0	0
436	0	0	0	0
437	0	1	1	1
438	0	0	0	0
439	0	0	0	0
440	0	1	1	1
441	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
442	0	0	0	0
443	0	0	0	0
444	0	0	0	0
445	0	0	0	0
446	0	1	1	1
447	0	0	0	0
448	0	0	0	0
449	0	0	0	0
450	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
451	0	0	0	0
452	0	0	0	0
453	0	0	0	0
454	0	0	0	0
455	0	0	0	0
456	0	0	0	0
457	0	0	0	0
458	0	0	0	0
459	0	0	0	0
460	0	0	0	0
461	0	0	0	0
462	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
463	0	0	0	0
464	0	0	0	0
465	0	0	0	0
466	0	0	0	0
467	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
468	0	0	0	0
469	0	0	0	0
470	0	0	0	0
471	0	0	0	0
472	0	0	0	0
473	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
474	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
475	0	0	0	0
476	0	0	0	0

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
477	0	0	0	0
478	0	0	0	0
479	0	0	0	0
480	0	0	0	0
481	0	0	0	0
482	0	0	0	0
483	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
484	0	0	0	0
485	0	0	0	0
486	0	0	0	0
487	0	0	0	0
488	0	0	0	0
489	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
490	0	0	0	0
491	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
492	0	0	0	0
493	0	0	0	0
494	0	0	0	0
495	0	0	0	0
496	0	0	0	0
497	0	0	0	0
498	0	0	0	0
499	0	0	0	0
500	0	0	0	0
501	0	0	0	0
502	0	0	0	0
503	0	0	0	0
504	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
505	0	0	0	0
506	0	1	1	1
507	0	0	0	0
508	0	0	0	0
509	0	0	0	0
510	0	0	0	0
511	0	0	0	0
512	0	0	0	0
513	0	0	0	0
514	0	0	0	0
515	0	0	0	0
516	0	0	0	0
517	0	0	0	0
518	0	0	0	0
519	0	0	0	0
520	0	0	0	0
521	0	0	0	0
522	0	0	0	0
523	0	0	0	0
524	0	0	0	0

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
525	0	0	0	0
526	0	0	0	0
527	0	0	0	0
528	0	1	1	1
529	0	0	0	0
530	0	0	0	0
531	0	0	0	0
532	0	0	0	0
533	0	0	0	0
534	0	0	0	0
535	0	0	0	0
536	0	0	0	0
537	0	0	0	0
538	0	0	0	0
539	0	0	0	0
540	0	0	0	0
541	0	0	0	0
542	0	0	0	0
543	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
544	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
545	0	0	0	0
546	0	0	0	0
547	0	0	0	0
548	0	0	0	0
549	0	0	0	0
550	0	0	0	0
551	0	1	1	0
552	0	0	0	0
553	0	1	1	1
554	0	0	0	0
555	0	1	1	1
556	0	0	0	0
557	0	0	0	0
558	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
559	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
560	0	0	0	0
561	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
562	0	0	0	0
563	0	0	0	0
564	0	0	0	0
565	0	0	0	0
566	0	1	1	1
567	0	0	0	0
568	0	0	0	0
569	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
570	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
571	0	0	0	0
572	0	0	0	0

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
573	0	0	0	0
574	0	0	0	0
575	0	0	0	0
576	0	0	0	0
577	0	0	0	0
578	0	0	0	0
579	0	0	0	0
580	0	0	0	0
581	0	0	0	0
582	0	0	0	0
583	0	0	0	0
584	0	0	0	0
585	0	0	0	0
586	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
587	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
588	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
589	0	0	0	0
590	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
591	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
592	0	0	0	0
593	0	0	0	0
594	0	0	0	0
595	0	0	0	0
596	0	0	0	0
597	0	0	0	0
598	0	0	0	0
599	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
600	0	0	0	0
601	0	0	0	0
602	0	0	0	0
603	0	0	0	0
604	0	0	0	0
605	0	0	0	0
606	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
607	0	0	0	0
608	0	0	0	0
609	0	0	0	0
610	0	0	0	0
611	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
612	0	0	0	0
613	0	0	0	0
614	0	0	0	0
615	0	0	0	0
616	0	0	0	0
617	0	0	0	0
618	0	0	0	0
619	0	0	0	0
620	0	0	0	0
621	0	0	0	0
622	0	0	0	0

Modelos de Previsão da Falência de Empresas
Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas

Empresa	Observação	Estimação Logit	Estimação Probit	Estimação Gompit
623	0	0	0	0
624	0	0	0	0
625	0	0	0	0
626	0	0	0	0
627	0	0	0	0
628	0	0	0	0
629	0	0	0	0
630	0	0	0	0
631	0	0	0	0
632	0	0	0	0
633	0	0	0	0
634	0	0	0	0
635	0	0	0	0
636	0	0	0	0
637	0	0	0	0
638	0	0	0	0
639	0	0	0	0
640	0	0	0	0
641	0	0	0	0
642	0	0	0	0
643	0	0	0	0
644	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
645	0	0	0	0
646	0	0	0	0
647	0	0	0	0
648	0	0	0	0
649	0	0	0	0
650	0	0	0	0
651	0	0	0	0
652	0	0	0	0
653	0	0	0	0
654	0	0	0	0
655	0	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!
656	0	0	0	0
657	0	0	0	0
658	0	0	0	0
659	0	0	0	0
660	0	0	0	0
661	0	0	0	0
662	0	1	1	1
663	0	0	0	0
664	0	0	0	0
665	0	0	0	0
666	0	0	0	0
667	0	0	0	0
668	0	0	0	0
669	0	0	0	0
670	0	0	0	0
671	0	0	0	0
672	0	0	0	0