



UNIVERSIDADE DA BEIRA INTERIOR
FACULDADE DE CIÊNCIAS SOCIAIS E HUMANAS
DEPARTAMENTO DE GESTÃO E ECONOMIA

**“Um Modelo de Previsão de Insolvência Financeira:
Aplicação ao Sector da Indústria Transformadora”**

Ana Isabel dos Santos Silva

Orientadora: Professora Doutora Zélia Maria da Silva Serrasqueiro

Dissertação de Mestrado (2º Ciclo) em Economia

Covilhã, Setembro de 2010

Agradecimentos

Para a realização desta dissertação, tive o apoio de várias pessoas, a que gostaria de agradecer.

À minha família, em especial, à minha mãe Alzira, à minha irmã Joana, pelo estímulo e apoio incondicional desde a primeira hora; pela paciência e grande amizade com que sempre me ouviram, e sensatez com que sempre me ajudaram.

Agradeço de modo especial à minha orientadora Professora Doutora Zélia Serrasqueiro, pela disponibilidade revelada ao longo deste tempo, pelas críticas e sugestões relevantes feitas durante a orientação.

E para que não me esqueça de ninguém, um muito obrigada a todos os meus amigos (as), colegas, professores, família e conhecidos que directa ou indirectamente foram importantes no meu crescimento pessoal e intelectual.

Resumo

Com este trabalho pretende-se estudar, tanto de forma teórica como prática, um instrumento válido para prever o grau de possibilidade de falência das empresas que compõem um segmento da economia portuguesa.

Desde 1960 que estudos com o objectivo de prever a insolvência de empresas se realizam, recorrendo às técnicas estatísticas mais modernas. As técnicas têm vindo a sofrer alterações, inicialmente com as técnicas univariadas, de seguida as análises multivariadas, hoje em dia são as técnicas a nível da inteligência artificial. Devido, aos resultados alcançados com as melhorias das técnicas utilizadas ao longo dos tempos, é possível afirmar que as demonstrações financeiras das empresas, quando analisadas correctamente são uma ajuda importante na previsão da insolvência.

Neste estudo, aplicaram-se os modelos estatísticos Análise Discriminante e a Regressão Logística, cujos resultados foram sujeitos a análise e discussão. A amostra utilizada é composta por sessenta empresas, das quais trinta empresas foram classificadas como “saudáveis” e as outras trinta empresas classificaram-se em situação de insolvência. Na análise da previsão de insolvência financeira foram usados vinte e seis rácios seleccionados a partir de vários estudos efectuados sobre esta temática.

Os resultados das previsões de insolvência financeira obtidos com os dois modelos mostram que a Regressão Logística teve um desempenho superior à Análise Discriminante na capacidade de prever a insolvência financeira.

Abstract

This work aims to study, both a theoretical and practical, a valid tool to predict the degree of possibility of bankruptcy of companies that comprise a segment of the Portuguese economy.

Since 1960 studies in order to predict the insolvency of enterprises are carried out, using the most modern statistical techniques. The techniques have been altered, initially with univariate techniques, then the multivariate today are the technical level of artificial intelligence. Due to the results achieved with the improvement of techniques used over time, it is clear that the financial statements of companies, when analyzed properly are an important aid in predicting insolvency.

In this study, we applied statistical models Discriminant Analysis and Logistic Regression, the results were subjected to analysis and discussion. The sample consists of sixty companies, of which thirty companies were classified as "healthy" and the other thirty companies were classified into insolvency. In the analysis of forecast financial insolvency were used twenty-six ratios selected from various studies on this topic.

The results of the forecasts of financial insolvency obtained with the two models show that the logistic regression had a performance superior to Discriminant Analysis on the ability to predict the financial insolvency.

Lista de Siglas

AD	Análise Discriminante
AEP	Associação Empresarial Portugal
APIM	Associação Portuguesa da Indústria de Malhas
CAE	Código de Actividade Económica
CMVMC	Custo das Mercadorias Vendidas e Matérias Consumidas
CP	Curto Prazo
DGE	Direcção Geral da Empresa
FBCF	Formação Bruta de Capital Fixo
INE	Instituto Nacional de Estatística
MLP	Médio e Longo Prazo
PIB	Produto Interno Bruto
VAB	Valor Actual Bruto

Índice

Agradecimentos	ii
Resumo	iii
Abstract	iv
Lista de Siglas.....	v
Índice de Tabelas e Quadros.....	viii
1. Introdução.....	1
2. Revisão Bibliográfica	2
2.1 Conceito de Insolvência.....	2
2.2 Custos de Insolvência	3
2.2.1 Teoria da Agência e Insolvência	5
2.2.2 Teoria Financeira e Custos de Insolvência.....	9
2.3 Modelos de Previsão de Insolvência.....	11
2.3.1 Análise Univariada de Beaver	11
2.3. 2 Modelo Score-Z de Altman.....	12
2.3.3 Outros tipos de modelos	13
2.4 Metodologia para a Construção de Modelos	14
2.5 Análise de Rácios Contabilísticos.....	15
3. Modelo Logit e Análise Discriminante	18
3.1 Modelo Logit	18
3.2 Análise Discriminante.....	19
3.3 Modelo Logit e a Análise Discriminante.....	21
4. Base de Dados e Metodologia	23
4.1 Descrição do Sector em Análise	23
4.1.1 Indústria Têxtil e Vestuário.....	24
4.1.2 Construção Civil e Materiais de Construção.....	24

4.1.3 Comércio por Grosso e a Retalho	26
4.2 Caracterização da Amostra	26
5. Análise Empírica	30
5.1 Principais resultados obtidos pela Análise Discriminante	30
5.2 Avaliação da Capacidade de Classificação do Modelo Discriminante.....	32
5.3 Avaliação da Capacidade de Previsão em 1998 (n-2) e 1997 (n-3).....	32
5.4 Principais resultados obtidos pelo Modelo Logístico	36
5.5 Validação Externa dos Modelos	42
6. Conclusões.....	44
7. Revisão Bibliográfica.....	46
8. Anexos.....	55

Índice de Tabelas e Quadros

Tabela 1 – Repartição por código CAE (1º dígito)	27
Tabela 2 – Dimensão das empresas, segundo o último número de empregados.....	28
Tabela 3 – Correlação canónica e centroídes da função discriminante estimada.....	31
Tabela 4 – Matriz de classificação das empresas para 1999 (n-1)	32
Tabela 5 - Matriz de classificação das empresas para 1998 (n-2) e para 1997 (n-3)	33
Tabela 6 – Estatística Lambda de Wilks e Teste de Box.....	34
Tabela 7 – Significância individual das variáveis seleccionadas para a função discriminante para 1998 (n-2).....	35
Tabela 8 – Significância individual das variáveis seleccionadas para a função discriminante para 1997 (n-3).....	35
Tabela 9 – Matriz de classificação das empresas para 1999 (n-1)	37
Tabela 10 – Matriz de classificação das empresas para 1998 (n-2) e para 1997 (n-3)...	38
Tabela 11 – Significância individual das variáveis seleccionadas para a função logit ..	39
Tabela 12 – Resultados apresentados pelos testes HL, LM e Omnibus	40
Tabela 13 – Comparação entre os resultados obtidos pelo modelo discriminante e logit	41
Tabela 14 – Matriz de classificação (amostra externa de confirmação).....	42
Quadro 1 – Conflito de interesses entre os accionistas e os administradores e a sua fórmula de resolução, segundo alguns trabalhos	8

1. Introdução

Em Portugal, nos últimos anos têm-se verificado um crescente número de falências das empresas. Segundo Neves (1997b), o número de processos de recuperação de empresas e de falências que dão entrada nos Tribunais, assim como o número de declarações de falência aumentou de forma gradual.

Altman (1984) estimou que os custos da insolvência (custos directos e custos indirectos) nos EUA seriam cerca de 20% do valor dos activos da empresa. Quando uma empresa entra em falência, os credores para além dos custos legais e administrativos perdem, cerca de 50% do valor nominal do crédito (capital e juros), já os titulares do capital social (sócios ou accionistas) vêem o seu capital diminuir ou até mesmo totalmente perdido.

A actual informação financeira das empresas tem um papel determinante na previsão de situações financeiras difíceis no futuro próximo. Os rácios são o instrumento mais utilizado pelos analistas, pois as empresas, que demonstrem ter falta de liquidez, um elevado endividamento, fraca rendibilidade e dificuldade em transformar os lucros em fluxos de caixa, são candidatas a insolventes.

Whittington (1980) classifica a utilização dos rácios na perspectiva positivista, em que, os rácios são utilizados para fazer previsões sobre as variáveis financeiras.

A insolvência é uma situação extrema de desequilíbrio financeiro que vem afectando muitas empresas, pode ser explicada por diversos factores, entre eles, a conjuntura económica desfavorável, o elevado custo do dinheiro, a elevada concorrência, por norma, são geralmente problemas financeiros que levam as empresas à insolvência. Ao longo do tempo, vários investigadores desenvolveram estudos com o propósito de criar modelos estatísticos que pudessem prever situações de insolvência, antes da sua ocorrência.

2. Revisão Bibliográfica

2.1 Conceito de Insolvência

Na literatura, ao longo dos anos, têm existido diversos conceitos de insolvência empresarial ou quebra ou até mesmo dificuldades financeiras.

Segundo o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE) e de acordo com o art. 1º a insolvência “...é um processo de execução universal que tem como finalidade a liquidação do património de um devedor insolvente e a repartição do produto obtido pelos credores...”. E no final do art. 3, nº 2 refere que uma empresa é insolvente “...quando o seu passivo seja manifestamente superior ao activo, avaliadas segundo as normas contabilísticas aplicáveis.”

Segundo Lev (1978), uma empresa é considerada insolvente quando se encontra incapacitada para pagar as suas obrigações financeiras na data de vencimento e quando o seu activo for inferior ao seu passivo. Para Wruck (1990), uma empresa é considerada insolvente quando “...o fluxo de caixa é insuficiente para cobrir obrigações correntes.” A insolvência pode ser associada a saldos (quando a empresa possui um património líquido negativo, isto é, quando o valor das dívidas for superior ao valor dos activos) ou associada a fluxos (quando os recursos gerados pelas operações são insuficientes para cobrir as obrigações correntes). Para Gallego et al. (1997) a empresa é insolvente, quando não pode honrar as suas dívidas com os seus credores.

Gimenes (1998) considera que uma empresa é insolvente, quando declara a suspensão dos pagamentos ou quebra, ou seja, quando não consegue honrar as suas dívidas. Segundo Janot (1999) uma empresa torna-se insolvente quando o seu património líquido encontra-se negativo.

Para Suárez (1995) uma empresa é considerada insolvente, quando o passivo é superior ao activo. A insolvência técnica surge quando o activo é superior ao passivo, mas a

empresa não consegue fazer frente aos pagamentos das suas obrigações devido a uma inadequada correspondência entre os fluxos monetários de entrada e os fluxos monetários de saída.

Os sintomas apresentados por uma empresa que caminha na direcção da insolvência, segundo Ross et al. (1996), são os seguintes: a redução de dividendos, o encerramento das instalações, os prejuízos constantes, as despesas extraordinárias, as quedas substanciais no preço das acções, entre outros. Gimenes (1998) identifica causas da insolvência de origem externa, como a forte queda da procura, a face depressiva da economia, as crises económicas, entre outros.

2.2 Custos de Insolvência

Os custos de insolvência financeira podem ser classificados em directos e indirectos.

Os custos directos são aqueles que a empresa suporta por accionar os mecanismos legais associados ao processo de falência, tais como: os gastos administrativos ou de gestão, os honorários dos advogados e os demais técnicos que intervêm no processo (Suárez (1995)).

Para Warner (1977) e Ang, Chua e McConnel (1982) através de estimativas empíricas realizadas sugerem que os custos directos são de pequena importância para as grandes empresas.

Segundo Haugen e Senbet (1978) se a transferência de propriedade dos detentores do capital para os devedores fosse feita sem custos, a possível insolvência não teria qualquer impacto na escolha da estrutura de capital.

White, Altman e Weiss (1990), realizaram um dos primeiros estudos para os custos directos, no sector dos transportes ferroviários, em que foram projectados cerca de 3% do valor de mercado da empresa.

Segundo Altman (1994) os custos totais de falência situam-se em 12,4% do valor da empresa três anos antes da sua ocorrência e de 16,7% no ano da ocorrência da falência.

Os custos indirectos ou implícitos são difíceis de avaliar ou quantificar, como é a deterioração da imagem da empresa, entre outros, (Suárez, 1995). Altman (1984) introduziu pela primeira vez na análise os custos indirectos e concluiu que não existe um consenso sobre a relevância de tais custos na insolvência. Segundo White (1983) e Opler e Titman (1994) referem que os custos indirectos reflectem a dificuldade de gerir uma empresa em processo de reorganização.

Andrade e Kaplan (1998), estimaram os custos directos e indirectos da insolvência, tendo por base, uma amostra de empresas americanas, obtiveram resultados que se encontram na linha dos de Altman (1984). Segundo os primeiros autores, o somatório dos custos variam entre 10% e 23% do valor da empresa.

Malécot (1992), estimou os custos da falência, tendo por base, uma amostra de empresas francesas que declararam falência no período 1987-1990. Concluiu que os custos são bastante expressivos, pois podem em muitas situações ultrapassar um quinto do valor da empresa.

Os resultados obtidos por Ferris et al. (1993), citados por John (1993), no contexto das PME's americanas, entre 1981-1991, são ainda mais expressivos. Segundo estes autores, os custos de insolvência nas PME's representavam em média 27,7% do total dos activos, no início do período, elevando-se para 41,5% no fim do processo. Ang et al. (1982), argumentaram que os custos de insolvência são mais expressivos nas PME's devido, à existência de economias de escala, o que viriam a confirmar Brealey e Myers (1998).

Thorburn (2000), estimou os custos directos da falência, tendo por base, uma amostra de 263 empresas suecas que declararam falência no período 1988-1991. Concluiu que os custos directos representavam em média, 6,4% do total dos activos no início do período, do total das empresas da amostra, e de apenas 3,7%, ao considerar apenas as grandes empresas.

Existem também os custos indirectos de insolvência alheios à falência. São normalmente citados na literatura como sendo os custos originados por investimentos demasiados arriscados (Sobre-investimento), em que a empresa assume uma estratégia de “tudo ou nada” para tentar evitar incorrer em processos judiciais; ou em custos originados por não se realizarem investimentos seguros e rentáveis (Sub-investimento), na medida em que estes custos apenas favorecem os credores. Consequentemente, dentro desta classe de custos indirectos existem também os custos contratuais da dívida, da formalização e seguimento dos contratos, que vão aumentar o custo da dívida, e ainda os custos motivados pela entrada tardia da empresa no processo judicial.

Pode-se dizer que, os custos indirectos de insolvência estão ligados à condição financeira da empresa.

2.2.1 Teoria da Agência e Insolvência

Segundo Quintart e Zisswiller (1994), a teoria da agência debruça-se sobre a relação e os conflitos potenciais existentes entre o principal e o agente¹. O problema é que o principal solicita ao agente que este actue por sua conta e de acordo, com os seus interesses em troca de uma remuneração. O agente aceita actuar em nome e conforme os interesses do principal, procurando maximizar a sua função utilidade. Conclui-se, que cada uma das partes tenta maximizar a sua própria função de utilidade, o que pode provocar conflitos entre as partes. A solução pode estar entre as posições extremas e que permite a cada uma das partes aproximar-se o mais possível da sua função utilidade pessoal máxima.

¹ Para mais informações acerca do tema ver Quintart e Zisswiller (1994, capítulo 7).

A teoria da agência desenvolveu dois ramos distintos com uma concepção diferente da empresa, sendo eles: o ramo do “principal - agente” e o ramo “positivo” da agência.

O ramo do “principal - agente” aborda dois tipos de problemas que segundo Arrow (1985), podem ocorrer entre as partes intervenientes no contrato: o problema do risco moral (em que o agente delibera acções não controladas pelo principal, por isso este desconhece se o resultado final é produto do esforço do agente ou de circunstâncias aleatórias independentes) e o problema da selecção adversa (em que o agente encontra-se melhor informado que o principal, servindo-se dessa vantagem para actuar conforme os seus interesses, em detrimento dos interesses do principal, este por sua vez desconhece em que medida o agente actuou em detrimento da sua função utilidade).

O ramo “positivo” da teoria da agência rejeita o princípio da racionalidade ilimitada em que o indivíduo selecciona a oportunidade que satisfaz o seu objectivo, mas desconhece se a sua escolha é óptima para ambas as partes. Coloca-se então a possibilidade de um dos participantes, na relação de agência, adoptar um comportamento oportunista. Podem existir conflitos de uma relação de agência e que implicam custos de agência, entre eles: os custos de vigilância ou de controle, os custos de obrigação ou de justificação e ainda os custos residuais.

Jensen e Meckling (1976) identificaram dois tipos de conflitos que distinguem os custos de agência que lhes estão associados: os conflitos resultantes da relação entre administradores e os accionistas e os conflitos resultantes da relação entre os accionistas e os credores.

Jensen e Meckling (1976), revezados por Grossman e Hart (1982), são considerados os pioneiros da exploração do conflito de interesses entre administradores e accionistas e a forma como os custos de agência contribuem para a redução do valor da empresa. Estes autores começaram por admitir uma empresa financiada unicamente, por capitais detidos por um accionista - dirigente que fosse proprietário exclusivo e comparam o seu comportamento face à entrada de capital e accionistas externos.

Jensen (1986) argumentou que os conflitos de interesses entre os accionistas e os credores existiam, quando a empresa gera um Free Cash-Flow². Segundo Stulz (1990), os administradores mostram-se hesitantes em distribuir os fundos aos accionistas, ao preferirem aplicá-los em projectos com pouca ou mesmo nenhuma rendibilidade (problema do sobre - investimento).

Existem outros trabalhos que tentam identificar o tipo de conflitos de interesses entre os accionistas e os administradores e a forma de resolução, encontram-se resumidos no quadro a seguir apresentado.

² Os Free Cash-Flows da empresa correspondem ao montante de fundos que não se encontram aplicados, após o financiamento de todos os projectos de investimento com valor actualizado positivo.

Quadro 1 – Conflito de interesses entre os accionistas e os administradores e a sua fórmula de resolução, segundo alguns trabalhos

Trabalho	Tipo de conflito	Meio proposto para a sua resolução	Vantagens do meio proposto	Desvantagens do meio proposto
Jensen e Meckling (1976)	Deslocação dos recursos da empresa para o consumo privado dos administradores	Recurso ao endividamento	Redução dos recursos que podem ter uma utilização discricionária por parte dos administradores	Problemas de “substituição de activos”
Jensen (1986)	Problema de sobre - investimento	Recurso ao endividamento	Redução do <i>free cash-flow</i>	-----
Grossman e Hart (1982); Williamson (1988) e Harris e Raviv (1990)	Possibilidade de liquidar ou reorganizar a empresa	Recurso ao endividamento	Permite a liquidação da empresa	Custos de produção e divulgação de informação
Stulz (1990)	Problema de sobre - investimento	Recurso ao endividamento	Redução do <i>free cash-flow</i>	Problemas de sub- investimento
Barnea <i>et al.</i> (1985)	Atitude discricionária por parte dos administradores face aos recursos da empresa	Plano <i>stock options</i> conjugado com a distribuição de parte do <i>free cash-flow</i>	Incentiva os administradores e reduz o <i>free cash-flow</i>	-----
Haugen e Senbet (1987) e Narayanan (1988)	-----	Emissão de títulos híbridos (ex. obrigações convertíveis)	Combina as vantagens do endividamento com as do capital próprio	-----

Fonte: Mário (2003, pág. 94)

Jensen e Meckling (1976) identificaram conflitos de interesses entre os accionistas e os credores com base nos trabalhos de Galai e Masulis (1975). Os accionistas ao investirem o capital dos credores em projectos com risco e rendibilidades elevadas, arriscando a falência das empresas. Myers (1977) por sua vez salienta que os accionistas de uma empresa financeiramente insolvente podem recusar boas oportunidades de investimento, pois estas aumentam o activo da empresa e reduzem a probabilidade de insolvência.

Park (2000) desenvolveu um modelo em que a estrutura do endividamento constitui um mecanismo de redução dos custos de agência, quando existem problemas de

comportamento oportunista por parte dos devedores o que permite evitar os problemas de subinvestimento.

Segundo Quintart e Zisswiller (1994), existem algumas soluções para os conflitos de interesses entre os administradores e os accionistas e entre os accionistas e os credores, entre elas: apresentação de garantias ou seguranças reais, o estabelecimento de limites de endividamento, a fixação de calendários de reembolso da dívida, a existência de cláusulas de reembolso antecipado dos empréstimos, o recurso ao endividamento a curto prazo e ainda a emissão de obrigações convertíveis em ações.

O recurso ao endividamento pode contribuir para a redução de conflitos de interesses, que podem surgir por um lado entre os administradores e os accionistas, e por outro lado, tende a agravar os conflitos entre os accionistas e os credores e, por consequência, os custos de agência. Jensen e Meckling (1976) defendem uma estrutura ótima de capital onde o somatório dos custos de agência, é minimizado. A investigação realizada, continua a defender a existência de uma estrutura de capital que minimiza os diversos custos de agência, através de mecanismos internos e externos.

2.2.2 Teoria Financeira e Custos de Insolvência

Entre 1900-1930, a teoria financeira centrou-se na abordagem dos aspectos relacionados com a regulamentação dos mercados de títulos. Entre 1930-1950, a teoria financeira centrou-se nos problemas de liquidez, a falência e reorganização das empresas. Em 1958, e devido aos trabalhos de Miller e Modigliani que a teoria financeira passou a incorporar nos seus modelos sobre a estrutura financeira ótima, o que designa por custos de insolvência.

Miller e Modigliani (1958, 1963) demonstraram que nenhuma estrutura financeira é melhor que outra se considerarmos as empresas a operar em mercados concorrenciais e transparentes. A dívida tem dois tipos de custos associados: o custo implícito (o risco dos capitais próprios) e o custo explícito (a taxa de juro).

Miller e Modigliani (1963) introduziram o efeito fiscal no seu modelo da estrutura financeira óptima, fazendo reflectir os efeitos fiscais proporcionados pelos juros pagos, na tomada das decisões de estrutura de capitais.

Scott (1976), Kim (1978), Baxter (1967) e Kraus e Litzenberger (1973), demonstraram que existe uma estrutura óptima de capital para as empresas, tendo em conta, por um lado a existência de efeitos fiscais que permitem beneficiar da poupança fiscal e da redução do custo de capital, e por outro lado, os custos de falência da empresa.

Sendo o mercado de capitais imperfeito vai implicar que o processo de falência da empresa suporte custos administrativos e legais e que, os activos da empresa sejam vendidos a preços inferiores aos respectivos valores económicos. Segundo Van Horne (1992), quanto maior for a probabilidade de falência de uma empresa endividada, maior é a perda de atracção por parte dos investidores.

Existe um *trad-off* entre os benefícios fiscais e os custos de falência associados ao endividamento, segundo Myers e Robicheck (1965). A teoria do *trad-off* encontra suporte nos resultados obtidos por Ozkan (2001), Bhaduri (2002) e Loof (2003), Flannery e Ragan (2005).

Apesar de aparecerem teorias concorrentes sobre a estrutura financeira que integram nos modelos os custos de insolvência, estes foram pouco tidos em conta na fase da comprovação empírica dos modelos. Brealey e Myers (1997) constatam que não se sabe qual o montante dos custos directos e indirectos da falência, desconfiando-se que atingem um valor significativo. Este facto pode estar ligado ao facto de a maior fatia dos custos de insolvência serem custos não observáveis e de que a definição de variáveis proxy torna-se difícil quando os conceitos de insolvência ou falência não têm um significado económico específico e unívoco.

Haugen e Senbet (1978) concluíram pela irrelevância dos custos directos da falência na escolha da estrutura óptima de capital.

Vários trabalhos propõem que os custos indirectos da insolvência financeira são importantes na determinação da estrutura financeira, existindo uma maior concentração no estudo dos custos directos da insolvência.

2.3 Modelos de Previsão de Insolvência

Fitzpatrick (1932) foi o primeiro a realizar um estudo sobre as dificuldades financeiras em empresas, devido à falta de ferramentas para a análise dos indicadores, Fitzpatrick (1932) recorreu a métodos de observação de alguns indicadores de desempenho das empresas, classificando-os acima ou abaixo de um determinado padrão ideal e comparou-os ao longo do tempo.

A partir da década de 60 que têm surgido trabalhos e artigos sobre modelos de previsão de insolvência empresarial.

Em seguida, irei referenciar alguns dos principais modelos de previsão de insolvência empresarial.

2.3.1 Análise Univariada de Beaver

Beaver (1966) serviu-se da análise univariada, onde as distribuições das variáveis são estudadas isoladamente, para prever a falência das empresas. Beaver (1966) demonstra que vários indicadores conjugados podem distinguir empresas falidas de empresas saudáveis, 5 anos antes da falência.

Beaver (1966) seleccionou 30 rácios, distribuindo-os em seis grupos e testando individualmente o seu poder de previsão, confirmando a capacidade dos rácios económico-financeiros para prever a falência das empresas. Beaver (1966) concluiu, que os rácios conseguem prever antecipadamente a não falência melhor do que a própria

falência da empresa. A principal crítica ao trabalho de Beaver (1966), foi o facto de não ter em conta inúmeros factores que podem influenciar e determinar a futura falência das empresas.

2.3. 2 Modelo Score-Z de Altman

Em 1968, Altman propõe o método conhecido por Score-Z, utilizando os rácios construídos para efeitos da análise financeira e as funções discriminantes.

Altman (1968) conseguiu solucionar uma das críticas feitas ao trabalho de Beaver, combinando vários indicadores e tendo em conta o efeito do seu conjunto.

Altman (1968) utilizou 5 rácios financeiros³ que segundo ele conseguiam explicar a falência das empresas.

A função discriminante estimada por Altman (1968), gerada a partir de um conjunto de rácios, denominada por Score-Z é apresentada da seguinte forma:

$$Z = 1,2 x1 + 1,4 x2 + 3,3 x3 + 0,6 x4 + 0,99 x5$$

Onde,

α_i , com $i = 1, 2, 3, 4, 5$ representa os parâmetros do modelo, tendo em consideração os dados históricos da empresa;

$x1 = (\text{Activo Circulante} - \text{Passivo Circulante}) / \text{Total do Activo}$

$x2 = (\text{Reservas} + \text{Lucros Acumulados}) / \text{Total do Activo}$

$x3 = \text{RAIEF}^4 / \text{Total do Activo}$

$x4 = \text{Valor de mercado do Capital Próprio} / \text{Valor contabilístico das dívidas}$

³ Destacando-se a liquidez, a rendibilidade, a solvabilidade, o funcionamento e o endividamento.

⁴ Resultados Antes de Impostos e Encargos Financeiros.

$x5 = \text{Vendas} / \text{Total do Activo}$

Segundo as estimativas de Altman (1968), o valor crítico situa-se em 2,675. Podendo-se dizer, que uma empresa que apresente um valor crítico inferior a 2,675 é candidata à falência; se apresentar um valor crítico superior a 2,675 a empresa pode estar em vias de falência.

O modelo Score-Z de Altman (1968) apesar de simples apresenta várias limitações, entre as quais se destacam: o facto de se basear num conjunto de rácios para os quais não existe um suporte teórico claro (Rodrigues, 1996); a análise parece de limitada devido ao modelo, tendo em conta a análise dinâmica (Bellalah, 1998) e ainda que os métodos não têm em conta os vários subsistemas da empresa, entre eles, o marketing.

Vários autores utilizaram versões modificadas da função Z de Altman (1968) nos seus trabalhos, podendo destacar-se El Hennaway e Morris (1983), Mackie-Mason (1990), Graham et al. (1998) e ainda Mateus e Brandão (2001).

2.3.3 Outros tipos de modelos

Laitinem (1991) procurou solucionar algumas das críticas apontadas ao modelo Score-Z de Altman (1968), propondo um modelo onde os vários subsistemas da empresa são combinados. Podendo assim, identificar atempadamente os sinais da possível situação de falência.

Blum (1974) desenvolveu um modelo que iria permitir quantificar a probabilidade de falência das empresas, recorrendo a dados financeiros e de mercado.

Deakin (1972) propôs-se desenvolver um modelo que combinasse os melhores resultados do modelo de Beaver e de Altman (1968) com base numa combinação linear dos rácios com melhor capacidade de prever a insolvência das empresas.

Embora ainda não se conheça muito bem como o cérebro humano aprende a processar a informação, tem-se desenvolvido modelos que tentam imitar tais comportamentos, as chamadas redes neuronais artificiais. Os princípios sobre as redes neuronais artificiais foram apresentados pela primeira vez por Warren McCulloch e Walter Pitts (1943) e que permitem calcular qualquer função aritmética ou lógica (Hagan et al., 1996).

Outros trabalhos desenvolvidos sobre os modelos de previsão de insolvência das empresas foram: Elisabetsky (1976), Kanitz (1978), Matias (1978), Ohlson (1980), Scott (1981), Marais et al. (1984), Gentry et al. (1985), Zavgren (1985), Lane (1986), Messier e Hansen (1988), Gupta et al. (1990), Bell et al. (1990), Tam e Kiang (1992), Almeida (1993), Lindsay e Campbell (1996), Peste (1997), Chocce et al. (2000) e Mckee (2000).

2.4 Metodologia para a Construção de Modelos

Existem aspectos metodológicos que têm de se ter em conta na construção de modelos de previsão de insolvência das empresas, entre os quais podemos destacar: a selecção do modelo, a selecção das técnicas utilizadas, a definição das variáveis e ainda a selecção da amostra⁵.

Existem diversos modelos usados para distinguir entre empresas solventes e empresas insolventes, que podem ser classificados em modelos univariados (utilização de apenas uma variável para prever a insolvência) e ainda modelos multivariados (utilização de várias variáveis para prever a insolvência).

As técnicas mais utilizadas na previsão de insolvência têm sido a análise discriminante múltipla, os modelos de probabilidade condicional (Logit e Probit) e ainda as redes neuronais artificiais.

⁵ Os mais relevantes Altman (1981), Zavgren (1983), Jones (1987) e Mora (1994).

As variáveis mais utilizadas nos estudos, têm seguido o critério utilizado por Beaver (1966), que são: os rácios contabilístico-financeiros de previsão de insolvência de empresas, os rácios mais populares na literatura contabilística e ainda os rácios que tenham funcionado bem em estudos empíricos prévios.

A selecção da amostra é importante e sobre a qual se desenvolve a construção do modelo de previsão de insolvência empresarial. Existe então a necessidade de se obter uma amostra de empresas solventes e de empresas insolventes para se conseguir obter as variáveis que melhor distinguem entre os dois grupos de empresas.

Nos modelos de previsão de insolvência de empresas, existem dois tipos de erros a ter em conta: o erro do tipo I (quando se classifica uma empresa quebrada como sã) e o erro do tipo II (quando se classifica uma empresa sã como quebrada). Para Jones (1987), a diferença de custos de se cometer um ou outro erro vai depender do uso do modelo.

Existe a necessidade de comprovar a validade do modelo, com uma amostra de empresas que não se tenha utilizado na elaboração do mesmo. Devido à necessidade de cada vez mais se prever com alguma antecedência a insolvência empresarial, alguns autores têm elaborado modelos mais sofisticados como o logit multinomial e o multilogit, ainda que os resultados não tenham sido muito aceitáveis. Outra solução, segundo Pina (1988), ainda que com melhores resultados, é a de elaborar um modelo em que as variáveis independentes utilizadas sejam os rácios calculados para os anos distintos.

2.5 Análise de Rácios Contabilísticos

Uma das técnicas mais utilizada na análise financeira das empresas é os rácios financeiros.

Segundo Gitman (1997), os rácios facultam uma forma rápida de analisar as condições de uma empresa e são um indicador que assinala os potenciais problemas, levando a perguntar quais as causas, desses mesmos problemas

Brealey e Myers (1998) consideram que, os rácios não são nenhuma bola de cristal, são considerados como um instrumento prático que resume uma grande quantidade de dados financeiros e que compara o desempenho das empresas.

Para Suárez (1995), os rácios são a metodologia mais utilizada na análise financeira das empresas, apesar de se utilizarem outras técnicas mais modernas, em que o grau de sofisticação e complexidade nem sempre conduzem à bondade dos resultados, comparando com os resultados obtidos com o método dos rácios.

Neves (1995) alerta para o facto dos rácios assim como todas as técnicas de análise financeira, ajudarem a fazer as perguntas certas, mas não darem as respostas, essas encontram-se nos aspectos qualitativos da gestão. O mesmo viria a afirmar Brealey e Myers (1998).

Existem diversos tipos de rácios financeiros, mas a sua utilização depende sobretudo dos objectivos que se pretende analisar. Os rácios mais utilizados são: os rácios de endividamento, os rácios de liquidez, os rácios de rendibilidade, os rácios de valor de mercado, os rácios de estrutura e ainda os rácios de rotação.

Savincent e Minardi (1998) analisaram as demonstrações financeiras de 92 sociedades anónimas, no período 1986-1997 e concluíram que os rácios de liquidez foram os que demonstraram melhor eficiência na determinação do risco de falência.

Para Gitman (1997), a análise financeira baseada na análise dos rácios, seria fundamental para demonstrar os problemas financeiros iminentes da empresa.

Os rácios não fornecem toda a informação acerca da performance financeira da empresa. Este tipo de instrumento tem algumas limitações, devendo ser utilizados com

precaução, sob pena de se tirarem conclusões com pouco significado, ou mesmo incorrectas.

Segundo Neves (1995), algumas das limitações dos rácios financeiros a ter em conta, são as seguintes: os rácios tratam apenas dados quantitativos; as decisões de curto prazo podem afectar os documentos financeiros e os rácios que lhe estão inerentes; a comparação de rácios entre empresas do mesmo sector, pode ser falseada pelas diferenças das práticas contabilísticas das empresas; não existe uma definição normalizada a nível nacional ou mesmo internacional de cada rácio; a contabilidade é feita aos custos históricos, pelo que a inflação verificada na economia afecta diferenciadamente as empresas; o apuramento de um valor para um rácio individualizado não diz nada ao analista, o rácio tem de ser analisado no seu contexto; é importante considerar sempre o risco quando se analisa o potencial de um negócio; os rácios estão em grande parte dependentes da fiabilidade da informação constante nas demonstrações financeiras e ainda os rácios estão dependentes dos critérios de contabilização utilizados pela empresa.

Apesar do método dos rácios ser o mais utilizado é apenas um instrumento de análise que pode e deve ser complementado por outros métodos da análise financeira.

3. Modelo Logit e Análise Discriminante

O modelo logit é um modelo de regressão que utiliza como variável dependente respostas que assumem uma natureza dicotómica (Greene, 2002).

A análise discriminante é utilizada na determinação de modelos de previsão de empresas e foi bastante difundida por Altman nas suas obras.

3.1 Modelo Logit

A técnica de análise denominada logit aplica-se à obtenção da probabilidade de que uma observação pertença a um determinado conjunto, em função do comportamento das variáveis independentes. Nesse caso, as variáveis independentes são os indicadores económico-financeiros das empresas em estudo, e a variável dependente pode tomar o valor compreendido entre “zero” e “um”. O valor “zero” significa que a empresa é solvente e o valor “um” que a empresa é insolvente. Desta forma, pode-se determinar a probabilidade de uma determinada empresa pertence ao grupo das empresas solventes ou às empresas insolventes (Mora, 1994).

Para Pindyck e Rubinfeld (1998), o modelo logit é um modelo econométrico de selecção qualitativa, uma vez que gera respostas de procedimentos qualitativos.

Na análise logit não existem restrições em relação à normalidade da distribuição das variáveis independentes, nem em relação à igualdade de matrizes de variância-covariâncias, como ocorre com a análise discriminante.

O modelo logit permite uma interpretação económica, devido à maximização da função utilidade em situações de escolha discreta. Esta propriedade do modelo logit confere-lhe

um estatuto que vai para além de uma conveniente técnica empírica, por parte de alguns economistas.

O modelo logit tem sido aplicado por diversos investigadores em áreas como a Biologia, a Epidemiologia, a Medicina, a Econometria, a Economia, etc. Cada área aplica a mesma técnica estatística mas usando abordagens distintas, uma vez que se ocupam de dados de natureza distintas e procuram resultados diferentes. No domínio dos problemas económicos e sociais, alguns autores começam a defender a superioridade dos modelos “logit” face aos modelos “probit”.

Uma vantagem do modelo logit segundo Hair (1998) é que, a variável dependente seja por norma binária (0 ou 1), o que permite separar entre empresas solventes e empresas insolventes, conduzindo a uma análise mais precisa e eficiente ao trabalhar com um campo de resultados mais restritos.

Vários autores tem utilizado o modelo logit nos seus trabalhos, entre eles destacam-se: Theil (1969), MacFadden (1975), Ohlson (1980), Ben-Akiva (1985), Cramer (1991), Cheek (1994), Rodrigues (1996), Santos (2000) e Janot (2001).

3.2 Análise Discriminante

A análise discriminante é um dos métodos quantitativos mais utilizado na determinação dos modelos de previsão de insolvência. É uma técnica estatística que permite estudar as diferenças entre dois ou mais grupos, em função de um conjunto de informações conhecidas para todos os elementos dos grupos.

A análise discriminante permite descobrir as ligações existentes entre um carácter qualitativo a ser explicado e um conjunto de caracteres quantitativos explicativos.

A análise discriminante foi um dos primeiros métodos utilizados na formulação estatística aplicada à avaliação do risco de crédito.

Um dos primeiros estudos univariados foi desenvolvido por Beaver (1966) onde analisou separadamente e de maneira sequencial os indicadores financeiros e obteve um forte poder de previsão para os modelos que visavam identificar empresas em processo de falência.

Segundo Altman (1968) a utilização de modelos univariados apresentavam limitações, devido em parte à dificuldade em lidar com as inúmeras variáveis disponíveis, a incapacidade em demonstrar de maneira conclusiva a característica que obtém melhor desempenho em realizar previsões.

Para Altman (1968) a análise discriminante múltipla é uma técnica estatística que é utilizada para classificar observações dentro de grupos dependentes, estabelecidos antecipadamente, tendo por base, um conjunto de características individuais de cada uma das observações.

Kassai e Kassai (1998) afirmaram que a análise discriminante, é conhecida por análise do factor discriminante ou análise discriminante canónica, e é uma técnica estatística que permite resolver problemas que contém variáveis tanto numéricas como variáveis de natureza qualitativa, por exemplo o que permite classificar as empresas como solventes ou insolventes.

Segundo Kassai e Kassai nos modelos de previsão de insolvência, a análise discriminante processa-se da seguinte forma:

1. Seleccionar dois grupos de empresas, solventes e insolventes;
2. Seleccionar os respectivos indicadores contabilísticos das empresas;
3. Atribuir números às variáveis não numéricas;
4. Obter a equação linear através dos cálculos da regressão, que é a base do modelo de previsão de insolvência;

5. O grau de precisão do modelo pode ser medido através da comparação da classificação das empresas a partir da equação de regressão, com a classificação original previamente estabelecida.

O ideal é conseguir um grau de precisão o maior possível, o mais próximo de 100% e com o menor número possível de indicadores ou informação.

Para Sanvicente e Minardi (1998), a análise discriminante define inicialmente dois ou mais grupos e classifica as observações num destes grupos, dependendo das suas características individuais.

Segundo Malhotra (2001), a análise discriminante é uma técnica de análise de dados onde a variável dependente é categórica e as variáveis independentes têm uma natureza intervalar.

Para López (2001) a análise discriminante é uma ferramenta estatística que permite classificar indivíduos através de uma função matemática.

Segundo Hair et al. (2002), a análise discriminante é uma técnica que envolve a criação de uma variável estatística estruturada, através da combinação linear de uma ou mais variáveis independentes, que possam segregar as observações como pertencentes a grupos distintos, segundo a característica média de cada grupo.

3.3 Modelo Logit e a Análise Discriminante

A modelização de fenómenos económicos de natureza qualitativa é feita, em geral, recorrendo a uma de duas metodologias: o modelo logit ou a análise discriminante.

Apesar de se tratar de metodologias distintas, MacFadden (1976) mostrou que podiam ser consideradas como sendo duas visões sobre o mesmo problema, já que ambas as

metodologias tentam definir a distribuição conjunta de (y, x) , pois por um lado o modelo logit estuda a distribuição de y condicionada por x e por outro lado, a análise discriminante estuda a distribuição de x condicionada por y .

O modelo logit é considerado mais robusto que a análise discriminante, pois admite as hipóteses da análise discriminante e aplica a fórmula de Bayes. Wiginton (1980) comparou o desempenho do modelo logit e da análise discriminante em *credit scoring*, e concluiu que o modelo logit teve um desempenho ligeiramente superior em relação à análise discriminante.

A “performance” relativa dos dois modelos irá depender, de forma crítica, da validação das hipóteses adoptadas no quadro da análise discriminante. Se estas forem verdadeiras, então o estimador que daí advém, é o verdadeiro estimador de máxima verosimilhança, uma vez que incorpora toda a informação disponível e, conseqüentemente, esperam-se melhores resultados da análise discriminante. Efron (1975) mostrou isso mesmo num estudo experimental, tendo avaliado que a “performance” das previsões do modelo “logit” se situaria entre 40% a 90% da do modelo discriminante para as várias situações consideradas.

4. Base de Dados e Metodologia

Após a consulta de diversos estudos sobre o tema, optamos pela utilização da mesma metodologia aplicada na maioria dos estudos e posteriormente na construção de modelos de previsão adaptados aos vários sectores da indústria transformadora, infelizmente verifica-se um aumento do número de falências.

A base de dados utilizada neste estudo é bastante diversificada em relação aos vários sectores, entre eles, a Indústria Têxtil e Vestuário, Construção Civil e Materiais de Construção, Comércio por Grosso e a Retalho, entre outros, devido à sua relativa importância no contexto da economia portuguesa.

Esta análise tem por base as demonstrações financeiras de uma amostra de empresas no período de 1997 a 2000. Foram seleccionados os dados financeiros mais importantes, a partir dos respectivos balanços e demonstrações de resultados.

Depois da organização e padronização dos dados foram delineados vários rácios que têm por base vários estudos publicados sobre essa matéria. De seguida, aplicaram-se as técnicas estatísticas multivariadas, a Análise Discriminante e a Regressão Logística.

4.1 Descrição do Sector em Análise

A base de dados utilizada neste estudo é bastante diversificada em relação aos sectores, havendo a necessidade de fazer uma breve descrição dos vários sectores com maior representação na amostra da investigação, entre eles, a Indústria Têxtil e Vestuário, Construção Civil e Materiais de Construção, Comércio por Grosso e a Retalho, devido à sua relativa importância no contexto da economia portuguesa.

4.1.1 Indústria Têxtil e Vestuário

Os sectores dos têxteis e vestuário constituem uma parte importante na estrutura produtiva e do comércio externo português. Ultimamente, estes dois sectores sofreram perdas significativas, no entanto, continuam a deter uma posição importante em termos de produção, emprego e exportações (cerca de 22% das exportações globais nacionais) (INE, 1997).

A indústria têxtil representava 5,8% das empresas, 11,3% do pessoal e 7,3% do VAB em 1997, já a indústria do vestuário representava 14,9% das empresas, 15,4% do pessoal e 6,8% do VAB do total da indústria transformadora (INE, 1997).

A indústria têxtil e do vestuário é responsável por cerca de 70% a 80% da produção nacional é exportada (dados relativos a 1997) e existe uma grande dependência face ao mercado comunitário (APIM, 1999).

Em 2006, a indústria têxtil e do vestuário representava 2% do VAB, 4,3% do emprego e 11,8% do total das exportações da economia portuguesa (Banco de Portugal, 2009).

Os nossos parceiros comerciais são sobretudo os EUA, Alemanha, França, Reino Unido, Itália, Espanha e Bélgica.

4.1.2 Construção Civil e Materiais de Construção

Em Portugal no ano de 1995 existiam 30404 empresas no sector da construção, já em 1996 integravam um total de 68800 empresas e em 1999 esse valor diminuiu para 64308 empresas (INE, 1995, 1996, 1999).

Em 1997, o FBCF era de 13,9% passando para 3,7% em 1999 e recuperou para 4,5% em 2000, o VAB da construção registou 8,1% em 1997 e em 2002 registou uma quebra

de 3,9%. Em 2002, a construção representava 6,1% do PIB, 12,2% do emprego e 50,6% do FBCF (AEP, 2003).

Em Portugal, somente uma pequena parte do volume de actividade corresponde à área da recuperação e reabilitação, a maior parte corresponde à construção de edifícios residenciais e não residenciais (cerca de 2/3 da produção).

No sector dos materiais de construção, a análise irá ser feita tendo em conta os vários subsectores.

Em relação ao número de empresas, a fabricação de obras de carpintaria para construção é responsável por 6,8% e a fabricação de elementos da construção em metal é responsável por 5,9% do total das empresas deste sector (AEP, 2003).

No que diz respeito, ao volume de negócios há a destacar a fabricação de elementos da construção em metal (1,9%) e no que diz respeito ao VAB salienta-se a fabricação de cimento, cal e gesso com 2,3% e a fabricação de produtos de betão, gesso, cimento e marmorite com 1,5% (AEP, 2003).

Em 2000, é de salientar o aumento do volume de negócios de 14,2% da fabricação de folheados e contraplacados, o aumento do VAB de 13,9% da serragem, corte e acabamento de pedra e no aumento de 13,2% nos custos médios com o pessoal da fabricação de elementos de construção em metal. Também ocorreram alguns decréscimos, entre eles, o número de empresas de fabricação de produtos de betão, gesso e marmorite de 9,4% e uma diminuição no pessoal ao serviço de 9,1% na fabricação de tijolos, telhas e de outros produtos de barro para a construção (AEP, 2003).

No conjunto destes produtos os nossos parceiros comerciais, são principalmente a China, Japão, Macedónia, Egipto, Turquia, Angola, Cabo Verde, EUA, Itália, Espanha, Alemanha, França e Bélgica.

4.1.3 Comércio por Grosso e a Retalho

O sector do comércio tem um peso significativo na economia. Em 2003, o comércio representava 12,8% do PIB, 14,8% do VAB e em 2004 o comércio absorvia 15,3% do emprego (INE – DGE, 2003).

Em 2003, o comércio a retalho representava 62,6% e o comércio por grosso era de 24,5% do total de empresas (INE, 2003).

O número médio de pessoas ao serviço por empresa é de 4,8 para as empresas do sector grossista e de 2,6 para empresas do sector a retalho (INE, 2003).

Quanto à distribuição do emprego em 2003, o comércio a retalho assumia 48,8% e cabendo ao comércio por grosso 35%, do total das pessoas ao serviço (INE, 2003).

Em 2000, o comércio a retalho representava 55,1% do emprego do sector do comércio da UE e o comércio por grosso representava 31,4%. Quanto ao VAB total o comércio a retalho representava 38,5% e o comércio por grosso 46,4% do sector do comércio da UE (INE – DGE, 2000).

Em relação à dimensão das empresas em termos do volume de vendas, em 2003, o comércio por grosso apresentava 1102 mil euros (correspondendo a 54%), enquanto o comércio a retalho apresentava uma facturação média de 217 mil euros (correspondendo a 27%) (INE, 2003).

4.2 Caracterização da Amostra

A amostra deste estudo é constituída por empresas saudáveis e empresas em insolvência financeira. A informação disponibilizada teve em conta a localização, a dimensão

(medida pelo último número de empregados), a actividade, o código de actividade económica (CAE) e pelo último ano disponível das empresas.

A base de dados inicial era constituída por dois mil cento e cinco empresas, das quais mil cento e cinco foram empresas que pediram falência ou viram a sua falência decretada pelo tribunal e pôr mil empresas em situação saudável.

Após examinar as empresas e verificar a falta de alguns dados contabilísticos, a amostra utilizada neste estudo passa a ser constituída por trinta empresas saudáveis e trinta empresas em insolvência e o período de análise é de 1997 a 2000.

Uma caracterização da informação pode ser feita através de dois critérios, a CAE e a dimensão, medida através do último número de empregados.

A repartição por código CAE (1º dígito) como se pode ver na tabela que se segue:

Tabela 1 – Repartição por código CAE (1º dígito)

1º Dígito do CAE	Falidas	Não Falidas	Total
0	0	0	0
1	17	0	17
2	11	0	11
3	2	0	2
4	0	0	0
5	0	26	26
6	0	1	1
7	0	1	1
8	0	0	0
9	0	2	2
Total	30	30	60

Quanto à dimensão das empresas, a tabela seguinte mostra o último número de empregados para os dois tipos de empresas.

Tabela 2 – Dimensão das empresas, segundo o último número de empregados

Nº de empregados	Falidas	Não Falidas	Total
<10	0	11	11
<50	6	13	19
<250	11	5	16
Sem número	13	1	14
Total	30	30	60

Os rácios utilizados neste estudo têm por base a sua utilização em vários estudos publicados sobre esta matéria, de entre eles Ross et al. (1991), Suárez (1995), Neves (1995) e Brealey e Myers (1998).

Assim, o anexo I apresenta a tabela de rácios utilizada no presente estudo.

A análise das médias e desvio-padrão dos vários rácios permite concluir que, os rácios apresentam médias diferentes em cada uma das amostras (empresas falidas e empresas não falidas).

Assim, o anexo II apresenta a média, assim como o desvio-padrão de cada rácio para cada uma das duas subpopulações consideradas.

Pode-se ainda constatar que os rácios analisados para o período 1997 a 2000, que têm por base de cálculo as vendas e o capital próprio, apresentam médias inconsistentes face às eventuais esperadas, pelas seguintes razões:

- a. As vendas das empresas falidas tendem a diminuir. Assim, as empresas falidas apresentam os rácios X14 (Vendas/Clientes), X17 (Vendas/Activo Circulante) somente no ano 1999, X19 (Vendas/Activo Total) nos anos 1997 e 1999, maiores do que as empresas não falidas.

- b. O Capital Próprio das empresas falidas tende a ser baixo ou mesmo negativo. Assim, as empresas falidas apresentam os rácios X_2 (Dívidas a 3º CP + Dívidas a 3º MLP) / Capital Próprio) somente no ano 2000, X_7 ((Capital+Reservas)/(Capital Próprio+Passivo MLP)) nos anos 1997, 1999 e 2000, maiores do que as empresas não falidas.
- c. Existe uma elevada disparidade nas médias dos seguintes rácios: X_2 (Dívidas a 3º CP + Dívidas a 3º MLP) / Capital Próprio), onde as médias das empresas falidas são maiores em relação às empresas saudáveis; X_{16} (Compras / Fornecedores), onde as médias das empresas saudáveis são maiores em relação às empresas falidas e ainda X_{21} (Vendas / Existências), onde as médias das empresas saudáveis são maiores em relação às empresas falidas.

Em seguida, aplicaram-se as técnicas estatísticas multivariadas, a Análise Discriminante (AD) e a Regressão Logística (Logit).

5. Análise Empírica

De acordo com as abordagens teóricas referidas sobre a insolvência empresarial, vamos proceder à análise empírica, tendo em conta como principal objectivo determinar quais as variáveis contabilísticas que ajudam a distinguir as empresas saudáveis das empresas em vias de insolvência.

5.1 Principais resultados obtidos pela Análise Discriminante

Para a avaliação do modelo, o software estatístico utilizado fornece dois métodos: o método enter e o método stepwise. A generalidade dos modelos é construída com base no método stepwise, principalmente quando se tem um elevado número de variáveis candidatas a variáveis explicativas. Após cada etapa, é removida uma única variável.

O método é finalizado quando não há mais variáveis a serem excluídas do conjunto. Somente as variáveis cuja estatística F seja superior a um valor pré-determinado é que são ponderadas na construção do modelo.

Os modelos neste estudo foram traçados segundo o método stepwise, pois é o modelo mais ajustado a este estudo, devido ao facto de ajudar a definir quais as variáveis contabilísticas que melhor distinguem os dois grupos de empresas.

A variável dependente pode tomar o valor compreendido entre “zero” (a empresa é solvente) e “um” (a empresa é insolvente).

Baseado na amostra construída, foram escolhidas, para o ano 1999, duas das vinte e seis variáveis explicativas inseridas.

Assim sendo, foi escrita a seguinte função discriminante canónica para o ano 1999 (n-1):

$$ED = -3,002 + 3,884 x6 + 0,003 x16$$

Onde:

ED = Índice Total do Modelo (score discriminante)

X6 = Dívidas a 3º CP / (Dívidas a 3º CP + Dívidas a 3º MLP)

X16 = Compras / Fornecedores

Quanto maior for o risco de falência da empresa mais negativo será o índice ED, medido através das demonstrações financeiras.

Tabela 3 – Correlação canónica e centroídes da função discriminante estimada

Análise Discriminante	Correlação Canónica	Centroídes	
		Falidas	Saudáveis
ED = -3,002 + 3,884 x6 + 0,003 x16	0,634	-0,75	0,865

A análise da correlação canónica tem como objectivo principal explicar a relação entre os dois conjuntos de variáveis (neste estudo serão as empresas saudáveis e as empresas falidas) encontrando um pequeno número de combinações lineares, de modo a maximizar as correlações possíveis entre os grupos. Estima ainda, a qualidade do modelo através do coeficiente de correlação de Pearson entre o score discriminante e a variável y.

A função mostra uma correlação canónica de 0,634, ou seja, 63,4% da variabilidade dos rácios económico-financeiros sucedida na amostra obtida é explicada pela diferença entre os grupos. Os centroídes (média do índice global de cada grupo) são de -0,75 para o grupo das empresas falidas e de 0,865 para as empresas saudáveis.

5.2 Avaliação da Capacidade de Classificação do Modelo Discriminante

O principal indicador da eficiência da função discriminante é representado através da percentagem de empresas classificadas, em utilidade dos erros do tipo I (quando se classifica uma empresa quebrada como sã) e do tipo II (quando se classifica uma empresa sã como quebrada).

Tabela 4 – Matriz de classificação das empresas para 1999 (n-1)

Análise Discriminante $ED = -3,002 + 3,884 \times 6 + 0,003 \times 16$		y	Grupo Previsto		Total
			Saudáveis	Falidas	
Grupo actual	Número	Saudáveis	22	6	28
		Falidas	6	24	30
	Percentagem %	Saudáveis	78,6	21,4	100,0
		Falidas	20,0	80,0	100,0
Percentagem de acerto global do modelo					79,3%

Um ano antes da situação de falência das empresas, o modelo discriminante classifica correctamente 79,3% do total da amostra, não conseguindo classificar 6 casos que representam 21,4% do erro tipo II e 6 casos que representam 20% do erro do tipo I; assim sendo existem 24 situações onde se rejeita a hipótese nula do grupo actual das activas ser igual ao grupo previsto.

Um ano antes da falência (1999) podemos rejeitar a hipótese de que o grupo actual seria igual ao grupo previsto, pois o erro do tipo I não é nulo.

5.3 Avaliação da Capacidade de Previsão em 1998 (n-2) e 1997 (n-3)

O objectivo da aplicação do modelo discriminante é estimar a sua capacidade para assinalar correctamente, com uma diferença de 2 e 3 anos, se uma empresa da indústria

transformadora caminha para a falência ou não, ou seja, se será classificada correctamente no grupo das empresas que realmente incorreram em falência ou no grupo das empresas que prosseguiram com a sua actividade.

Em seguida, testa-se se o modelo construído com os dados da mesma amostra, em relação a 2 e 3 anos antes da falência, verificando e estudando as alterações.

Baseado na amostra construída, foram escritas as seguintes funções discriminantes canónicas para os anos de 1998 (n-2) e de 1997 (n-3):

$$ED (98) = -3,213 + 3,730 x6 + 0,003 x16 + 0,003 x21 + 0,065 x23$$

$$ED (97) = -0,903 - 2,139 X1 + 2,128 X6 + 0,003 X16$$

Onde:

ED = Índice Total do Modelo (score discriminante)

X1 = Imobilizado / (Activo Fixo + Activo Circulante)

X6 = Dívidas a 3º CP / (Dívidas a 3º CP + Dívidas a 3º MLP)

X16 = Compras / Fornecedores

X21 = Vendas / Existências

X23 = (Capital Próprio + Passivo MLP) / Imobilizado

Tabela 5 - Matriz de classificação das empresas para 1998 (n-2) e para 1997 (n-3)

AD		Classificação (N-2)				Classificação (N-3)			
		Y	Grupo Previsto		Total	Y	Grupo Previsto		Total
			Saudáveis	Falidas			Saudáveis	Falidas	
Grupo actual	Nº	Saudáveis	24	3	27	Saudáveis	19	9	28
		Falidas	3	27	30	Falidas	8	22	30
	%	Saudáveis	88,9	11,1	100,0	Saudáveis	67,9	32,1	100,0
		Falidas	10,0	90,0	100,0	Falidas	26,7	73,3	100,0
		% de acerto global do modelo			89,5%	% de acerto global do modelo			70,7%

Analisando a tabela para o ano de 1998, o modelo discriminante mostra uma estimativa de acerto de 89,5%, a classificar as empresas nos grupos devidos. Podemos também averiguar que o erro tipo I diminui para 10%, o que equivale a 3 empresas falidas classificadas como saudáveis. Assim sendo, podemos concluir que em termos relativos, o erro do tipo I diminui de 1999 para 1998 e, em termos absolutos passa de 6 para 3 as empresas mal classificadas.

O número de empresas saudáveis que o modelo classifica como falidas (erro tipo II), verifica-se que em 11,1% dos casos foram mal classificados, ou seja, em termos absolutos, 3 empresas saudáveis foram classificadas como falidas.

Em relação ao ano 1997, a percentagem de classificação correcta do modelo consegue 70,7%, mas o erro tipo I aumenta para 26,7% e o erro do tipo II também aumenta para 32,1%.

Tabela 6 – Estatística Lambda de Wilks e Teste de Box

AD 1998 (n-2)	Lambda de Wilks	Qui - Quadrado	P_value	Teste de Box	P_value
	0,563	30,428	0,000	304,288	0,000

A estatística Lambda de Wilks, serve para testar a significância da função discriminante. Esta estatística vai medir numa escala de zero a um, a proximidade do óptimo teórico se está, tendo-se presente, que na interpretação do valor obtido, que a melhor situação corresponde ao valor zero.

Pode-se, ainda construir uma estatística que, sob a hipótese nula de que as populações não apresentam diferenças significativas no que diz respeito à função discriminante.

Assim, sendo neste caso, a Lambda de Wilks é igual a 0,563, existe a certeza estatística que prova que a função discriminante é significativa (p_value é igual a 0,000). Ou seja, para níveis de significância de 1% e 5%, rejeita-se a hipótese nula de que as médias dos grupos destas funções são iguais.

Não é possível comprovar a igualdade de matrizes de variância-covariâncias, pois o teste de Box mostra um p_value de 0,000, isto é, rejeita-se a hipótese nula, o que indica que se rejeita a hipótese nula de igualdade das matrizes de variância-covariâncias, para os dois grupos em análise.

Tabela 7 – Significância individual das variáveis seleccionadas para a função discriminante para 1998 (n-2)

Variáveis	Lambda Wilks	Estatística F	Significância
X6	0,797	13,972	0,000
X16	0,665	13,604	0,000
X21	0,613	11,149	0,000
X23	0,563	10,082	0,000

Com a análise desta tabela, as variáveis do modelo são significativas em termos univariados, como se pode verificar através das respectivas significâncias, assim, os testes significativos individuais rejeitam a hipótese nula da não significância das variáveis individuais, isto é, as variáveis são significativas para os níveis de significância de 1% e 5%.

Tabela 8 – Significância individual das variáveis seleccionadas para a função discriminante para 1997 (n-3)

Variáveis	Lambda Wilks	Estatística F	Significância
X1	0,744	18,541	0,000
X6	0,646	14,529	0,000
X16	0,599	11,614	0,000

Pela análise da tabela da tabela para 1997 (n-3), podemos também concluir que as variáveis são significativas.

5.4 Principais resultados obtidos pelo Modelo Logístico

Pela matriz dos rcios financeiros usada para obter o modelo discriminante, alcanasse os coeficientes da funo logstica. Em comparao do mtodo de escolha das variveis explicativas que combinam o modelo discriminante, para a avaliao do logit, vamos usar o procedimento stepwise forward wald.

Assim sendo, pelo mtodo de escolha das variveis explicativas, alcanamos a seguinte funo logstica, para o ano 1999 (n-1):

$$P(1999) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \Leftrightarrow P = \frac{1}{1 + e^{-(5,743 - 5,907x6 - 0,045x16)}}$$

Onde:

$$Z = 5,743 - 5,907 x6 - 0,045 x16$$

P = Probabilidade de falncia

X6 = Dvidas a 3 CP / (Dvidas a 3 CP + Dvidas a 3 MLP)

X16 = Compras / Fornecedores

Ao trocar a funo Z estimada na expresso anterior, decide-se a probabilidade de falncia da empresa i.

- Se P menor que 0.5; nesse caso a empresa  classificada como relativa ao grupo das empresas em falncia;

- Em contrapartida, se P maior que 0.5; ser classificada como “saudvel”.

Tabela 9 – Matriz de classificação das empresas para 1999 (n-1)

Regressão logística		Y	Grupo previsto		Total
			Saudáveis	Falidas	
Grupo actual	Número	Saudáveis	21	5	26
		Falidas	3	27	30
	%	Saudáveis	80,8	19,2	100,0
		Falidas	10,0	90,0	100,0
Percentagem de acerto global do modelo					85,7%

Do estudo dos resultados e pela análise da tabela anterior, o modelo logit apresenta uma percentagem de acerto global do modelo de 85,7%. Ao compararmos este resultado com os apresentados pela análise discriminante, constatamos que os da análise logit são mais fortes.

Como o objectivo do modelo é maximizar a probabilidade de um factor acontecer (a empresa falir ou manter a sua actividade), a medida do bom ajustamento é obtido através do valor da probabilidade. No plano estatístico, tal medida é alcançada através do coeficiente de determinação de Cox e Snell (1981) modificado, sugerido por Nagelkerke. Assim sendo, da combinação com esta medida, a variação do resultado da variável dependente é compreendida a 65,9% pelo modelo logístico estimado.

Tabela 10 – Matriz de classificação das empresas para 1998 (n-2) e para 1997 (n-3)

Regressão Logística		Classificação (N-2)				Classificação (N-3)			
		Y	Grupo previsto		Total	Y	Grupo previsto		Total
			Saudáveis	Falidas			Saudáveis	Falidas	
Grupo actual	Número	Saudáveis	20	7	27	Saudáveis	20	6	26
		Falidas	9	21	30	Falidas	4	26	30
	%	Saudáveis	74,1	25,9	100,0	Saudáveis	76,9	23,1	100,0
		Falidas	30,0	70,0	100,0	Falidas	13,3	86,7	100,0
		Percentagem de acerto global do modelo			71,9%	Percentagem de acerto global do modelo			82,1%

Em comparação com a análise discriminante, também o modelo logit obtém uma diminuição na percentagem de acerto global do modelo, à medida que nos afastamos do ano para o qual o modelo foi estimado. Em 1998, a percentagem de acerto global do modelo era de 71,9%. Os erros tipo I e tipo II aumentaram, ou seja, 30% e 25,9%, respectivamente.

Em relação ao ano 1997, a percentagem de acerto global do modelo logit é mais elevada que a da análise discriminante (82,1%). Por sua vez, nos erros de classificação, verificam-se diferenças, ou seja, o erro tipo I diminuiu para 13,3% e o erro tipo II também diminuiu para 23,1%, isto é, verifica-se o inverso do ocorrido na análise discriminante.

Tabela 11 – Significância individual das variáveis seleccionadas para a função logit

	Coefficientes	Estatística Wald	P_value
X 6	-5,907	7,079	0,008
X 16	-0,045	4,447	0,035
Constante	5,743	10,254	0,001

A regressão logit pode atestar, pela estatística Wald, a condição de um coeficiente da função logística ser diferente de zero, a que proporciona uma significância estatística para cada coeficiente estimado.

Pela tabela anterior, podemos constatar que a um nível de significância de 5%, que a variável x6 e a constante são significativas (p_value menor do que 0.05/2).

Se substituirmos a função estimada Z na função original ficamos com:

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = e^{b_0 + b_1 x_{i1} + \dots + b_m x_{im}} = e^{Z_i}$$

Quando o indicador económico-financeiro mostra um coeficiente negativo / positivo, indica que qualquer suplemento no indicador vai caracterizar um aumento / decréscimo relativo na probabilidade de falência.

Assim sendo, podemos analisar os coeficientes da função estimada, para ambas as variáveis escolhidas pelo modelo (x6 e x16), um acréscimo unitário nos respectivos valores causará um decréscimo na viabilidade de falência das empresas em questão, isto é, um elevado choque na viabilidade da permanência da empresa em funcionamento. Estamos, então de acordo com a veracidade económica, ou seja, *ceteris paribus*, quanto maiores os seus valores, mais vantajosa é a situação da empresa.

Em relação à qualidade do ajustamento dos valores estimados às observações, efectuou-se o teste de Hosmer-Lemeshow (HL), exposto por Greene (2000). O principal objectivo deste teste é relacionar os valores esperados ajustados aos valores reais por grupo de análise, sendo divididos em subgrupos de tamanho aproximadamente igual. O teste HL, com base nas probabilidades esperadas que $y = 1$ e possuindo distribuição Qui-Quadrado, testa as observações em grupo.

Para testar a especificação do modelo, concretizou-se o teste de heterocedasticidade dos resíduos. Para tal, usamos o método de regressão artificial enumerado por Davidson & Mackinnon (1993), exposto por Greene (2000), onde se compara a hipótese nula de homocedasticidade e a alternativa de heterocedasticidade. Que tem distribuição Qui-Quadrado com graus de liberdade iguais ao número de variáveis em z . Com os valores determinados da probabilidade ajustada e do índice ajustado, obter-se-á a regressão que tem como variável dependente os resíduos estandardizados do modelo logit estimado previamente.

A estatística do Multiplicador de Lagrange (LM), obtém a soma quadrática dos valores ajustados e compara com os valores críticos da tabela do Qui-Quadrado com um grau de liberdade.

Tabela 12 – Resultados apresentados pelos testes HL, LM e Omnibus

Teste de Hosmer-Lemeshow (qualidade do ajustamento)		Multiplicador de Lagrange (teste à especificação do modelo)			Teste de Omnibus (Normalidade dos resíduos)	
Qui-Quadrado	Sig.	Likelihood	Cox & Snell	Nagelkerke	Qui-Quadrado	P_value
7,760	0,354	39,260	0,493	0,659	17,641	0,000

Pela tabela anterior, pode-se concluir que o modelo faculta um bom ajustamento dos valores estimados aos reais (teste HL). Por sua vez, o teste LM conduz à não rejeição da hipótese nula, o que indica uma ausência de heterocedasticidade dos dados. Em relação

ao teste de Omnibus, rejeita-se a hipótese nula da normalidade dos resíduos, pois p_value foi de 0,000, ou seja, evidência a não normalidade dos resíduos.

Existe ainda a necessidade de referir, que o objectivo principal da comprovação da utilização das duas técnicas estatísticas (AD e Logit) foi atingido.

As variáveis x6 e x16 foram as que apresentam melhor capacidade de previsão, tanto para modelo logit como para a análise discriminante.

Na tabela seguinte, pretende-se mostrar a capacidade da correcta classificação das empresas como saudáveis ou em vias de falência.

Tabela 13 – Comparação entre os resultados obtidos pelo modelo discriminante e logit

Modelos Anos	Análise discriminante			Regressão logística		
	Precisão	Erro tipo I	Erro tipo II	Precisão	Erro tipo I	Erro tipo II
1999 (n-1)	70,7%	26,7%	32,1%	85,7%	10%	19,2%
1998 (n-2)	89,5%	10%	11,1%	71,9%	30%	25,9%
1997 (n-3)	79,3%	20%	21,4%	82,1%	13,3%	23,1%

Com esta tabela resumo, podemos concluir que em ambos os modelos, construídos com base na amostra original, obtêm-se conclusões diferentes, tanto a nível da precisão do modelo, como da classificação dos erros tipo I e II que diferem nos dois métodos e nos diferentes anos.

A regressão logística é a que apresenta menos violações aos pressupostos estatísticos, entre elas, a igualdade de matrizes de variância-covariâncias ou a normalidade das variáveis explicativas, levando a que vários autores defendam a escolha por esta regressão. Mas, e defendido pelo autor Santos (2002), as duas técnicas usadas em

conjunto são vantajosas para a confirmação dos resultados adquiridos por cada uma delas, separadamente.

5.5 Validação Externa dos Modelos

Após testar a capacidade de previsão dos modelos discriminante e logit, para um intervalo de 3 anos da data de encerramento, este estudo tem ainda como objectivo comprovar a capacidade dos modelos construídos, usando para isso uma nova amostra (amostra externa de confirmação), constituída por dezoito novas empresas, para uma etapa subsequente ao da estimação dos referidos modelos.

Recolheram-se as demonstrações financeiras, onde 50% das novas empresas estavam em processo de falência. De seguida, foram calcularam-se os dois rácios seleccionados pela amostra original (x6 e x16, tanto para a análise discriminante como para o logit), tendo por base a nova informação disponibilizada pela nova amostra.

Tabela 14 – Matriz de classificação (amostra externa de confirmação)

Modelos Anos	Análise discriminante			Regressão logística		
	Precisão	Erro tipo I	Erro tipo II	Precisão	Erro tipo I	Erro tipo II
1997 (n-3)	94,4%	11,1%	0%	83,3%	22,2%	11,2%
1998 (n-2)	88,9%	22,2%	0%	83,3%	22,2%	11,2%
1999 (n-1)	94,4%	11,1%	0%	88,9%	22,2%	0%

2000 (n)	88,9%	22,2%	0%	94,4%	0%	11,2%
-----------------	-------	-------	----	-------	----	-------

Pela amostra de confirmação podemos concluir que existe um equilíbrio entre a eficiência destes dois modelos, sendo os anos de 1997, 1999 e 2000 em que a precisão dos modelos alcança melhores resultados.

Generalizando, o aumento dos níveis de precisão e o decréscimo da percentagem de erros de classificação, as conclusões previamente expostas permanecem válidas, pois os níveis de eficiência para a amostra externa continuam razoáveis (à volta dos 90%).

Como esta segunda amostra é mais reduzida, (nove empresas falidas e nove empresas saudáveis) pode levar a uma menor eficiência dos modelos.

Até este ponto as conclusões confirmam os estudos consultados. Dando um exemplo, Altman (1993) experimenta o seu modelo Score-Z em novas amostras, ao longo de vários anos subsequentes ao ano da estimação. O autor chega á conclusão que em amostras e períodos exteriores ao da estimação, a percentagem de classificação aumentava em média 15% a 20%.

Assim podemos afirmar que os resultados obtidos neste estudo comprovam as conclusões de trabalhos anteriores, onde é contado que a falência excepcionalmente resulta de uma crise previsível, mas sim resultado de um sistema demorado de deterioração.

6. Conclusões

As conclusões que se obtêm deste estudo parecem apontar ser possível determinar, com alguma antecedência, e com base nos rácios contabilísticos, a insolvência financeira das empresas.

Para além disso, uma das sub-amostras contém empresas em situação financeira difícil e, conforme podemos concluir, este tipo de empresas evidência uma tendência para aplicação de métodos contabilísticos “criativos” de modo a mascarar de certa forma, os problemas financeiros com que se defronta. Ao se dispor de uma amostra de pequena dimensão, não se torna possível validar os resultados com base num critério plenamente objectivo.

Os métodos utilizados (análise discriminante e regressão logística), tendo por base, uma amostra de empresas da indústria transformadora, foram obtidos resultados de uma correcta previsão, no caso da análise discriminante 70,7% e na análise logística 85,7%, das empresas analisadas, um ano antes da data de falência.

Há ainda que referir também, que os rácios seleccionados são eficientes quanto à classificação correcta das empresas, sendo possível alcançar níveis de precisão para o modelo discriminante de cerca de 89,5% e 79,3%, dois e três anos antes da data de falência, respectivamente. No modelo logit conseguiram-se alcançar níveis de precisão de cerca de 71,9% e 82,1%, dois e três anos antes da data de falência, respectivamente.

Testando também a amostra externa de confirmação, os modelos construídos continuam a revelar-se eficientes, obtendo em média 90% de acerto na classificação correcta das empresas, no período de 1997 a 2000.

As técnicas, análise discriminante e a regressão logística, mostraram um índice razoável de exactidão, revelando, e como já detectado em vários estudos, que se trata de ferramentas de apoio de análise muito eficazes, no que diz respeito à discriminação entre empresas saudáveis e insolventes.

Se por um lado, a análise discriminante permite diferenciar, com apoio num índice global baseado em características económico-financeiras, empresas saudáveis de empresas com grande potencial de falência, um ano antes da data de fecho; por outro lado, a regressão logística também consegue estimar uma probabilidade de falência um ano antes da data de fecho.

Como neste estudo, os resultados originados pelos dois modelos são muito idênticos, torna-se difícil determinar qual dos dois modelos, é mais eficiente. Assim, optámos por não excluir nenhum dos dois, pois um modelo consegue limitar as desvantagens do outro com as suas qualidades.

Com este estudo podemos concluir, entre vários aspectos, a possibilidade de aplicação das metodologias divulgadas, em especial da literatura anglo-saxónica à realidade actual portuguesa. Há ainda, que referir que os modelos estatísticos desenvolvidos no decorrer deste estudo, com base nos dados económico-financeiros de uma amostra da indústria transformadora, mostram-se excelentes instrumentos de gestão pois proporcionam antecipadamente, e com um bom nível de exactidão, os indícios de crise das empresas.

A análise de rácios, surge como uma ferramenta essencial neste tipo de situações em que o objectivo principal é a previsão da probabilidade de incumprimento por parte das empresas.

7. Revisão Bibliográfica

ALTMAN, EDWARD (1993), *“Corporate Financial Distress and Bankruptcy”*, John Wiles e Sons, Inc., Canada, 2ª edição

AMADOR, JOÃO e OPROMOLLA, LUCA (2009), *“Os Sectores Exportadores de Têxteis e Vestuário em Portugal – Tendências Recentes”*, Boletim Económico do Banco de Portugal, www.bportugal.pt (acedido em 20/05/2010)

ASSOCIAÇÃO EMPRESARIAL de PORTUGAL (2004), *“Fabricação de Mobiliário”*, Gabinete de Estudos, www.aeportugal.pt/downloads/estudosaep/fabricacaodemobiliario.pdf (acedido em 20/05/2010)

ASSOCIAÇÃO EMPRESARIAL de PORTUGAL (2003), *“Materiais de Construção”*, Gabinete de Estudos e Desenvolvimento, www.aeportugal.pt/downloads/estudosaep/materiaisdeconstrucao.pdf (acedido em 25/05/2010)

ASSOCIAÇÃO EMPRESARIAL de PORTUGAL (2006), *“Têxteis, Vestuário e Calçado – Relatório de Conjuntura”*, Gabinete de Estudos, www.aeportugal.pt/downloads/estudosaep/200609texteisvestuarioecalçado.pdf (acedido em 20/05/2010)

AUGUSTO, MÁRIO (2003), *“Política de dividendos e estrutura de capitais: uma abordagem integrada no contexto das empresas da indústria transformadora portuguesa”*, Tese de Doutoramento, Faculdade da Universidade de Coimbra, Portugal

BAGANHA, MARIA e MARQUES, JOSÉ e GÓIS, PEDRO, *“Sector da Construção Civil e Obras Públicas em Portugal: 1990 – 2000”*, www.ces.uc.pt/publicacoes/oficina/173/173.pdf (acedido em 20/05/2010)

BARROS, GABRIEL (2008), *“Modelos de previsão da falência de empresas: aplicação empírica ao caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas”*, Dissertação de Mestrado, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa, Portugal

BREALEY, RICHARD e MYERS, STEWART (1998), *“Princípios de Finanças Empresariais”*, Editora McGraw-Hill de Portugal, Lda., Alfragide, 5ª edição

BRESSAN, VALÉRIA e BRAGA, MARCELO e BRESSAN, AURELIANO (2004), *“Análise do risco de insolvência pelo modelo de Cox: uma aplicação prática”*, RAE, volume 44, Edição Especial Minas Gerais, www.rae.com.br/artigos/2118.pdf (acedido em 17/03/2009)

CARVALHO, ALFREDO (2004), *“Modelo de previsão de insolvência para empresas comerciais”*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina”, Brasil

CONSO, PIERRE (1975), *“A Gestão Financeira das Empresas”*, Rés Editora, Lda., Porto, 4ª edição

COPELAND, THOMAS e WESTON, J. (1988), *“Financial Theory and Corporate Policy”*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., EUA, 3ª edição

COSTA, CARLOS e ALVES, GABRIEL (1999), *“Contabilidade Financeira”*, Vislis Editores, Lda., Lisboa, 3ª edição

CRUZ, ANA e MENDES, ROSELAINÉ e ESPEJO, MÁRCIA e DAMEDA, ANDRÉ, *“Alavancagem financeira e rentabilidade: uma discussão sobre o comportamento de empresas do Sul do Brasil à luz das teorias financeiras”*, http://www.congressocfc.org.br/hotsite/trabalhos_1/190.pdf (acedido em 16/03/2010)

CUNICO, LIUZ (2005), *“Técnicas em Data Mining aplicadas na predição de satisfação de funcionários de uma rede de lojas do comércio varejista”*, Dissertação de

Mestrado, Universidade Federal do Paraná, Brasil, www.ppgmne.ufpr.br/arquivos/diss (acedido em 24/03/2009)

DIAS, HELENA (2008), *“Um modelo de previsão de insolvência financeira: aplicação ao sector do calçado português”*, Dissertação de Mestrado em Economia, Universidade da Beira Interior, Dezembro, Portugal

EIFERT, DANIEL (2003), *“Análise quantitativa na concessão de crédito versus inadimplência: um estudo empírico”*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil, www.volpi.ea.ufrgs.br/teses-e-dissertacoes/td/000953.pdf (acedido em 24/03/2009)

ENGUÍDANOS, ARACELI MORA (1994), *“Los modelos de predicción del fracasso empresarial: una aplicación empírica del Logit”*, Revista Espanola de Financiación y Contabilidad, vol XXIII, n.º 78

FAMÁ, RUBENS e GRAVA, J. (2000), *“Teoria da estrutura de capital – as discussões persistem”*, Cadernos de Pesquisas em Administração, São Paulo, volume 1, n.º 11, www.ensino.uevora.pt/tf/papers2004/fama.pdf (acedido em 13/04/2009)

FAMÁ, RUBENS e GRAVA, J. (2000), *“Liquidez e a teoria dos elementos causadores de insolvência”*, Cadernos de Pesquisas em Administração, São Paulo, volume 1, n.º 12, www.ead.fea.usp.br/cad_pesq/arquivos/c12-art02.pdf (acedido em 17/03/2009)

GAMA, ANA PAULA (2000), *“Determinantes da estrutura de capital das Pequenas e Médias Empresas industriais portuguesas”*, Associação da Bolsa de Derivados do Porto, Porto

GIMENES, RÉGIO (), *“Os custos de falência e o valor de mercado das organizações”*, <http://revistas.unipar.br/akropolis/article/viewFile/1751/1520> (acedido em 16/03/2010)

GIMENES, RÉGIO e OPAZO, MIGUEL (2001), *“Previsão de insolvência de cooperativas agropecuárias por meio de modelos multivariados”*, Revista FAE, Curitiba, volume 4, n.º 3, www.fae.edu/publicacoes/pdf/revista-da-fae (acedido em 24/03/2009)

GIMENES, RÉGIO e OPAZO, MIGUEL (2001), *“Modelos multivariantes para a previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional – Logit”*, Cadernos de Pesquisas em Administração, São Paulo, volume 8, n.º 3, (acedido em 24/03/2009)

KASSAI, JOSÉ e KASSAI, SÍLVIA (1998), *“Desvendando o termómetro de insolvência de Kanitz”*, www.anpad.org.pt/enanpad/1998/dwn (acedido em 24/03/2009)

KASSAI, SILVIA e ONUSIC, LUCIANA, (), *“Modelos de previsão de insolvência utilizando a análise por envoltória de dados: aplicação a empresas brasileiras”*, <http://www.congressosp.fipecafi.org/artigos42004/137.pdf> (acedido em 16/03/2010)

KRAUTER, ELIZABETH e SOUSA, ALMIR e LUPORINI, CARLOS (), *“Uma contribuição para a previsão de solvência das empresas”*, http://www.ead.fea.usp.br/semead/9semead/resultado_semead/trabalhosPDF/67.pdf (acedido em 16/03/2010)

KAYO, EDUARDO e FAMÁ, RUBENS (1996), *“Dificuldades financeiras, custos de agência e o instituto jurídico da concordata”*, Cadernos de Pesquisas em Administração, São Paulo, volume 1, n.º 3, www.ead.fea.usp.br/cad-pesq/arquivos/c03-art04.pdf (acedido em 13/04/2009)

KAYO, EDUARDO e FAMÁ, RUBENS (1997), *“Teoria de agência e crescimento: evidências empíricas dos efeitos positivos e negativos do endividamento”*, Cadernos de Pesquisas em Administração, volume 2, n.º 5

LEAL, CARMEN (2004), *“Análise de rácios: um instrumento de apoio à previsão de insolvência empresarial – o caso do sector têxtil português”*, Dissertação de Mestrado, Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, Portugal

LEITÃO, LUÍS (2008), *“Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas – anotado”*, Editora Almedina, 4ª edição

LÓPEZ, ANTÓNIO (2001), *“Un modelo de prediccion de la insolvência empresarial aplicado al sector têxtil y confección de Barcelona (1994-1997)”*, Documento de Trabalho n.º 2001/7, Departamento de Economia da Empresa, Universidade Autónoma de Barcelona

LÓPEZ, ANTÓNIO e CALAFELL, JOSEPH (), *“Una comparación de la selección de los ratios contables en los modelos contable-financieros de predicción de la insolvência empresarial”*, Documentos de Trabalho da Divisão de Ciências Jurídicas Económicas e Sociais, Colecção de Economia

MARTINS, MÁRCIO (2003), *“A previsão de insolvência pelo modelo de Cox: uma contribuição para a análise de companhias abertas brasileiras”*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil, www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle (acedido em 24/03/2009)

MELO, MARGARIDA e DUARTE, TERESINHA (2001), *“Têxtil e Vestuário – Deslocalização ou Re localização?”*, GEPE – Gabinete de Estudos e Prospectiva Económica do Ministério da Economia, www.citeve.pt (acedido em 20/05/2010)

NEVES, JOÃO CARVALHO (1995), *“Análise Financeira – Métodos e Técnicas”*, Texto Editora, Lda., Lisboa, 8ª edição

NEVES, JOÃO CARVALHO (2007), *“Análise Financeira – Técnicas Fundamentais”*, Texto Editora, Lda., Lisboa, 1ª edição

NEVES, JOÃO CARVALHO e SILVA, JOÃO (), *“Análise do risco de incumprimento: na perspectiva da Segurança Social”*, www.pascal.iseg.utl.pt/~jcneves/paper_relatório (acedido em 20/04/2009)

NUNES, SANDRA (2006), *“Incidências – Modelo Logit e medidas aproximadas de impactos ambientais”*, Tese de Doutoramento, Universidade Nova, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Lisboa, www.dspace.fct.unl.pt/bitstream (acedido em 24/03/2009)

ONUSIC, LUCIANA e KASSAI, SÍLVIA e VIANA, ADRIANA (2004), *“Comparação dos resultados de utilização de análise por envoltória de dados e regressão logística em modelos de previsão de insolvência: um estudo aplicado a empresas brasileiras”*, FACEF Pesquisa, volume 7, n.º 1, www.facef.br/facefpesquisa (acedido em 24/03/2009)

PEREIRA, ANTÓNIO e PEDROSA, CARLOS e RAMOS, EVANDRO (2006), *“Modelo e análise de previsão de desempenho pela metodologia de análise multivariada de dados: um estudo empírico do sector de energia eléctrica”*, Revista Contemporânea em Contabilidade, Janeiro / Junho, ano 03, volume 1, n.º 5, <http://redalyc.uaemex.mx/redalyc/pdf/762/76200504.pdf> (acedido em 16/03/2010)

PEREIRA, ALEXANDRE (2008), *“Guia Prático de Utilização do SPSS – Análise de Dados para Ciências Sociais e Psicologia”*, Edições Sílabo, Lda., Lisboa, 7ª edição

PEREIRA, JOSÉ e DOMÍNGUEZ, MIGUEL e OCEJO, JOSÉ (2007), *“Modelos de previsão do fracasso empresarial: aspectos a considerar”*, Revista de Estudos Politécnicos, volume 4, n.º 7, www.scielo.oces.mctes.pt/pdf (acedido em 24/03/2009)

PIRES, PAULO (), *“Comparação de variantes de redes neurais artificiais e dos modelos Mixed Logit e Logit multinomial na aquisição de produtos em supermercados”*, Ayala Calvo, J.C. e Grupo de Investigação FEDRA, www.dialnet.unirioja.es/servlet (acedido em 24/03/2009)

QUINTART, AIMABLE e ZISSWILLER, RICHARD (1994), *“Teoria Financeira”*, Editorial Caminho, SA, Lisboa

RODRIGUES, LUÍS (2002), *“Determinantes dos custos de insolvência financeira: teoria e evidência num contexto internacional”*, Doutoramento em Ciências Empresariais, Escola Superior de Tecnologia www.ipv.pt/millennium/ect13-4.htm (acedido em 16/03/2010)

ROGÃO, MÁRCIA (2002), *“O comportamento das empresas cotadas portuguesas na escolha das fontes de financiamento”*, Cadernos do Mercado de Valores Mobiliários, www.cmvm.pt/NR/rdonlyers/18B85A-E8E4 (acedido em 13/04/2009)

ROSS, S. e WESTERFIELD, R. e JORDAN, B. (2006), *“Corporate Finance Fundamentals”*, McGraw-Hill Companies, Inc., Estados Unidos, 7ª edição

SANTOS, ARLINDO (1981), *“Análise Financeira: Conceitos, Técnicas e Aplicações”*, Livraria Escolar Editora, INIEF Economia e Gestão, Lda., Lisboa

SANVICENTE, ANTÓNIO e MINARDI, ANDREA (1998), *“Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas”*, Financelab Working Paper-FLWP-03, www.risktech.com.br/PDFs/indicadores-concordata.pdf (acedido em 24/03/2009)

SATO, FÁBIO (2004), *“A teoria da agência no sector da saúde: o caso do relacionamento da Agência Nacional de Saúde Suplementar com as operadoras de planos de assistência supletiva no Brasil”*, RAP, Rio de Janeiro 41 (1), Jan. / Fev. 2007, <http://www.scielo.br/pdf/rap/v41n1/04.pdf> (acedido em 16/03/2010)

SCARPEL, RODRIGO (2005), *“Utilização de Support Vector Machine em previsão de insolvência de empresas”*, XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, www.mec.ita.br/~rodrigo/publicacoes/SBPO05-1.pdf (acedido em 23/02/2009)

SCARPEL, RODRIGO e MILIONI, ARMANDO (2002), *“Utilização conjunta de modelagem econométrica e otimização em decisões de concessão de crédito”*, Pesquisa Operacional, volume 22, n.º 1, www.scielo.br (acedido em 24/03/2009)

SCARPEL, RODRIGO e MILIONI, ARMANDO (), *“Utilização de um modelo Logit para previsão de insolvência de empresas”*, www.mec.ita.br/~rodrigo/publicacoes/SBPO99-2.pdf (acedido em 24/03/2009)

SERRASQUEIRO, ZÉLIA (2000), *“Financiamento das Pequenas e Médias Empresas portuguesas: fontes de capital externas na perspectiva do lado da procura”*, Tese de Doutoramento, Universidade da Beira Interior, Departamento de Gestão e Economia, Covilhã, Portugal

SERRASQUEIRO, ZÉLIA e MENDES, SÍLVIA e NUNES, MAÇÃS, *“Determinantes do investimento das empresas: estudo empírico com diferentes estimadores de painel”*, Ayala Calvo, J.C. e Grupo de Investigação FEDRA, www.dialnet.unirioja.es/servlet (acedido em 10/03/2009)

SOBRINHO, MARCELO (2007), *“Um estudo da inadimplência aplicado ao segmento educacional de ensino médio e fundamental, utilizando modelos Credit Scoring com análise discriminante, regressão logística e redes neurais”*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Pernambuco, Brasil

SOTO, JÚLIO e ARANDA, FRANCISCO e RUIZ, JOSÉ, *“Modelos de predicción de la insolvência empresarial: la incorporación de ratios a partir de un marco teórico”*, Faculdade de Ciências Económicas e Empresariais

SUÁREZ, ANDRÉS (1995), *“Decisiones óptimas de inversión y financiación en la empresa”*, Ediciones Piràmide, Madrid, 17ª edição

UNIDADE DE COORDENAÇÃO do PLANO TECNOLÓGICO, “*Comércio e Serviços*”, Documento de Trabalho, n.º 13, www.planotecnologico.pt/document/doc_13.pdf (acedido em 25/05/2010)

VILABELLA, LUCIA e SILVOSA, ANXO (1997), “*Un modelo de síntesis de los factores que determinan la estructura de capital óptima de las PYMES*”, Revista Europeia de Direcção e Economia da Empresa, Volume 6, n.º 1

VIRGILHITO, SALVATORE e FAMÁ, RUBENS (2007), “*A análise estatística multivariada na previsão de insolvência de empresas*”, Análise de Risco de Crédito, ano XIV, n.º 53, www.ftp.usjt.br/pub/revint/105-53.pdf (acedido em 24/03/2009)

ZANI, JOÃO e JUNIOR, WALTER (2001), “*Estrutura e custo de capital – o impacto da inovação brasileira de lançar juros sobre o capital próprio na vantagem fiscal do endividamento*”, Cruzando Fronteiras: tendências da contabilidade directa para o século XXI

8. Anexos

Anexo I – Tabela de Rácios Utilizados

Rácios	Fórmula de Cálculo	Código
Rácio do Imobilizado	$\text{Imobilizado} / (\text{Activo fixo} + \text{activo circulante})$	X1
Rácio de Endividamento	$(\text{Dívidas a 3º CP} + \text{dívidas a 3º MLP}) / \text{Capital próprio}$	X2
Rácio de Valores Disponíveis	$\text{Disponibilidades} / \text{Activo Total}$	X3
Rácio de Valores Realizáveis	$\text{Dívidas de 3º CP} / \text{Activo Total}$	X4
Rácio de Valores Exploração	$\text{Activo Circulante} / (\text{Activo fixo} + \text{activo circulante})$	X5
Rácio de Endividamento a curto prazo	$\text{Dívidas a 3º CP} / (\text{Dívidas a 3º CP} + \text{dívidas a 3º MLP})$	X6
Rácio dos Capitais Próprios	$(\text{Capital} + \text{Reservas}) / (\text{Capital próprio} + \text{Passivo MLP})$	X7
Rendibilidade económica	$(\text{Resultados operacionais} + \text{Encargos financeiros}) / \text{Activo total}$	X8
Rendibilidade Financeira	$\text{Resultado líquido} / (\text{Capital} + \text{Reservas})$	X9
Rendibilidade Operacional das Vendas	$\text{Resultados operacionais} / \text{Vendas}$	X10
Rendibilidade Líquida das Vendas	$\text{Resultado líquido} / \text{Vendas}$	X11
Rendibilidade do Capital Próprio	$\text{Resultados líquidos} / \text{Capital próprio}$	X12
Rendibilidade do Activo	$\text{Resultados operacionais} / \text{Activo}$	X13
Rotação de Clientes	$\text{Vendas} / \text{Clientes}$	X14
Rotação de Stocks	$\text{CMVMC} / \text{Existências}$	X15
Rotação de Fornecedores	$\text{Compras} / \text{Fornecedores}$	X16
Rotação do Activo Circulante	$\text{Vendas} / \text{Activo circulante}$	X17
Rotação do Imobilizado	$\text{Vendas} / \text{Imobilizado}$	X18
Rotação do Activo Total	$\text{Vendas} / \text{Activo total}$	X19
Rotação do Capital Próprio	$\text{Vendas} / \text{Capital próprio}$	X20
Rotação das Existências	$\text{Vendas} / \text{Existências}$	X21
Rácio de cobertura dos capitais próprios sobre o	$\text{Capital} + \text{Reservas} / \text{Imobilizado}$	X22

imobilizado		
Rácio de cobertura dos capitais permanentes sobre o activo fixo	$(\text{Capital próprio} + \text{Passivo MLP}) / \text{Imobilizado}$	X23
Rácio de Liquidez Geral	$\text{Activo circulante} / \text{Dívidas a 3º CP}$	X24
Rácio de Liquidez Reduzida	$(\text{Activo circulante} - \text{Existências}) / \text{Dívidas a 3º CP}$	X25
Rácio de Liquidez Imediata	$\text{Disponibilidades} / \text{Dívidas a 3º CP}$	X26

Anexo II – Comparação das duas subpopulações

Rácios		1997		1998		1999		2000	
		M	DP	M	DP	M	DP	M	DP
X 1	F	0,514	0,260	0,530	0,246	0,543	0,228	0,541	0,245
	NF	0,300	0,046	0,333	0,044	0,358	0,044	0,326	0,043
X 2	F	-0,836	20,056	-1,679	19,840	5,147	11,620	2,229	7,728
	NF	3,783	1,569	4,662	2,300	7,864	3,860	-6,975	10,835
X 3	F	0,042	0,065	0,047	0,071	0,031	0,042	0,027	0,038
	NF	0,091	0,023	0,099	0,039	0,085	0,034	0,064	0,013
X 4	F	0,243	0,150	0,220	0,138	0,229	0,132	0,219	0,138
	NF	0,314	0,039	0,332	0,040	0,319	0,043	0,306	0,036
X 5	F	0,486	0,260	0,470	0,246	0,457	0,228	0,459	0,245
	NF	0,699	0,046	0,667	0,044	0,642	0,044	0,674	0,043
X 6	F	0,573	0,241	0,604	0,227	0,572	0,238	0,611	0,222
	NF	0,796	0,045	0,796	0,048	0,801	0,047	0,811	0,042
X 7	F	0,962	1,794	-0,310	4,147	0,605	1,418	0,985	1,745
	NF	0,409	0,517	0,163	1,282	0,150	1,276	0,201	1,315
X 8	F	0,041	0,098	0,031	0,124	0,041	0,126	0,027	0,101
	NF	0,055	0,102	0,055	0,089	0,047	0,085	0,048	0,091
X 9	F	-0,037	0,633	-0,136	0,546	-0,084	0,565	-0,184	0,505
	NF	0,114	0,710	0,090	0,588	0,134	0,755	0,429	1,928
X 10	F	-0,563	3,553	-0,357	3,479	-0,423	3,406	-0,104	2,160
	NF	2,146	11,986	0,155	1,209	-0,790	4,642	-0,032	1,197
X 11	F	-0,650	2,948	-0,567	2,910	-0,666	2,925	-0,494	2,047
	NF	1,132	6,045	0,061	0,404	0,093	1,073	0,116	0,669
X 12	F	0,067	1,247	0,239	1,130	-0,348	1,039	-0,074	0,479
	NF	0,173	0,324	0,168	0,405	-0,232	2,359	0,562	2,382
X 13	F	0,006	0,094	-0,008	0,121	0,000	0,120	-0,009	0,094
	NF	0,030	0,084	0,024	0,073	0,020	0,070	0,014	0,097
X 14	F	7,045	8,636	12,297	25,866	8,495	9,449	30,457	133,714
	NF	5,338	5,655	9,699	22,644	7,960	12,044	9,902	22,053
X 15	F	2,943	2,223	3,182	2,212	3,112	2,363	2,744	1,989
	NF	10,013	22,910	11,668	35,597	4,949	6,124	5,642	6,765

X 16	F	10,983	13,704	13,161	17,843	9,903	14,693	29,864	84,061
	NF	181,918	289,935	173,525	277,470	185,596	289,661	449,572	1399,99
X 17	F	1,849	1,332	2,119	1,444	2,148	1,515	2,017	1,395
	NF	2,223	5,413	2,222	4,295	1,941	3,177	3,334	10,513
X 18	F	4,645	10,719	4,362	10,620	4,252	10,655	4,141	10,709
	NF	9,319	15,273	8,767	16,041	7,006	13,786	7,651	14,860
X 19	F	0,909	0,646	0,937	0,554	0,960	0,692	0,875	0,625
	NF	0,892	0,553	1,002	0,756	0,901	0,597	0,991	0,631
X 20	F	2,521	9,028	1,386	7,979	3,699	4,708	2,825	6,012
	NF	4,238	5,708	4,396	6,018	9,089	22,703	3,542	15,130
X 21	F	6,064	5,482	6,692	6,086	7,176	7,193	5,999	5,979
	NF	46,487	168,033	56,678	209,997	37,573	158,072	38,826	163,093
X 22	F	2,183	5,699	1,349	3,101	1,288	3,017	1,435	3,081
	NF	1,887	4,152	2,379	6,674	1,592	4,115	1,475	3,799
X 23	F	1,533	4,008	1,169	3,703	1,834	3,498	1,375	2,871
	NF	3,122	5,084	4,047	8,655	2,853	4,626	2,747	4,007
X 24	F	1,299	0,869	1,125	0,646	1,216	0,774	1,058	0,581
	NF	2,121	3,408	1,632	3,140	1,634	3,163	1,790	3,194
X 25	F	0,903	0,761	0,736	0,546	0,788	0,642	0,645	0,475
	NF	1,385	2,088	0,892	1,464	0,884	1,489	0,965	1,525
X 26	F	0,097	0,126	0,087	0,096	0,075	0,085	0,056	0,072
	NF	0,348	0,962	0,293	0,957	0,333	1,050	0,273	0,939