

UNIVERSIDADE DO ALGARVE

Previsão de falência na restauração

Ana Filipa Lourenço Salvador

**Dissertação para a obtenção do Grau de Mestre em
Contabilidade**

Trabalho efetuado sob orientação de:

Professor Doutor Luís Miguel Serra Coelho

Professor Doutor Sérgio Pereira Santos

2012

UNIVERSIDADE DO ALGARVE

Previsão de falência na restauração

Ana Filipa Lourenço Salvador

**Dissertação para a obtenção do Grau de Mestre em
Contabilidade**

Trabalho efetuado sob orientação de:

Professor Doutor Luís Miguel Serra Coelho

Professor Doutor Sérgio Pereira Santos

2012

PREVISÃO DE FALÊNCIA NA RESTAURAÇÃO

DECLARAÇÃO DE AUTORIA DE TRABALHO

Declaro ser o autor deste trabalho que é original e inédito. Autores e trabalhos consultados estão devidamente citados no texto e constam da listagem de referências incluídas.

Copyright. A Universidade do Algarve tem o direito perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicitar este trabalho através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, de o divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

Agradecimentos

O meu agradecimento a toda a minha família e amigos, em especial aos meus pais, António Salvador e Natália Salvador e ao André Gomes pelos sacrifícios e frustrações que suportaram e pelo espírito de ajuda e constante apoio que sempre me ofereceram.

Aos meus orientadores, o Professor Doutor Luís Miguel Serra Coelho e o Professor Doutor Sérgio Pereira Santos, pela sua grande paciência, incentivo e capacidade de orientação científica que demonstraram ao longo desta dissertação.

Resumo

Esta dissertação utiliza a metodologia *Data Envelopment Analysis* (DEA) no contexto da previsão de falência empresarial dentro do setor da restauração em Portugal. Em particular, utiliza-se uma amostra total de 222 empresas deste ramo de atividade, das quais 33 entram em situação de falência entre 2010 e 2011. A utilização do DEA no nosso contexto de investigação permite classificar corretamente um terço das empresas que acabaram por falir no nosso período amostral. Por outro lado, a mesma metodologia permite identificar corretamente 93,3% das empresas não falidas da amostra e concluir ainda que a diferença entre os rácios destes dois grupos de empresas aumentava à medida que o ano de falência se aproximava, algo que demonstra a utilidade prática da aplicação do DEA na previsão de falência no setor da restauração nacional.

Palavras-chave: Data Envelopment Analysis; Insolvência; Restauração

Abstract

This dissertation applies the Data Envelopment Analysis (DEA) methodology in predicting corporate bankruptcy in the Portuguese restaurant sector. The sample comprises 222 restaurants 33 of which go into bankruptcy proceedings between 2010 and 2011. Our results show that using DEA as a predicting tool for corporate bankruptcy yields mixed results. On the one hand, we are only able to correctly identify one third of firms going into bankruptcy proceedings in our sample. However, on the other hand, the same technique correctly classified 93.3% of non-bankrupt firms in our sample and the difference between the ratios of these two groups of firms increased as the year approaching bankruptcy, a result that clearly shows the usefulness of DEA in our research context.

Keywords: Data envelopment analysis; Bankruptcy; Restaurant

Índice Geral

1. Introdução	1
2. Revisão da literatura	3
2.1. Estudos univariados	4
2.2. Estudos multivariados	5
2.2.1 Análise Discriminante.....	6
2.2.2. Regressão Logística	7
2.3. Inteligência Artificial: Redes Neurais.....	8
2.4. Metodologia <i>Data Envelopment Analysis</i>	9
2.5 Resumo	14
3. A técnica <i>Data Envelopment Analysis</i> e a previsão de falências	15
4. Análise empírica	20
4.1. Setor em análise	20
4.2. Amostra.....	22
4.3. Seleção das variáveis e respetivo tratamento.....	22
4.4. Implementação	23
4.5. Resultados e discussão	24
5. Conclusão.....	27
6. Referências.....	29
Anexos	33

Índice de gráficos

Gráfico 1: Demonstração da fronteira de eficiência	16
Gráfico 2: Demonstração da fronteira de falência	19
Gráfico 3: Composição do setor do turismo por CAE.....	20

Índice de tabelas

Tabela 1: Variáveis em estudo.....	23
Tabela 2: Análise dos resultados obtidos para cada ano.....	24
Tabela 3: Análise dos resultados obtidos em termos gerais	25

Índice de anexos

Anexo 1: Modelos de previsão de falência.....	33
Anexo 2: Análise sucinta dos estudos abordados na revisão da literatura.....	40
Anexo 3: Resultados da aplicação da metodologia DEA na amostra selecionada para cada ano em estudo	50

Abreviaturas

AHRESP – Associação da Hotelaria, Restauração e Similares de Portugal

ASJP - Associação Sindical dos Juizes Portugueses

BCC – Banker, Charnes e Cooper

CAE – Código da Atividade Económica

CCR – Charnes, Cooper e Rhodes

CRS – Constant Returns to Scale

DEA – Data Envelopment Analysis

DEA – DA – Data Envelopment Analysis – Discriminant Analysis

DMU – Decision Making Units

EBIT – Earnings Before Interest and Taxes

EBITDA – Lucro antes de juros, impostos, depreciações e amortizações

EMS – Efficiency Measurement System

IAPMEI - Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação

IVA – Imposto sobre o Valor Acrescentado

I&D – Investigação e Desenvolvimento

RAM – Rang Adjusted Measure

ROI – Return on Investment

SIC – Standard Industrial Classification

SNC – Sistema de Normalização Contabilística

VRS – Variable Returns to Scale

1. Introdução

Dada a conjuntura de crise económica e financeira que se vive atualmente em Portugal tem-se verificado um elevado número de insolvências, quer no tecido empresarial quer por parte de pessoas singulares. Dados revelados pela Associação Sindical dos Juizes Portugueses (ASJP) mostram que no primeiro semestre de 2013 foram declaradas 9.932 falências, o que significou um acréscimo de 3,2% face às 9.620 falências registadas no período homólogo anterior. No entanto, entre os primeiros 6 meses de 2011 e 2012 assistiu-se a um aumento drástico de falências, cerca de 84%. Assim, e apesar de se ter registado um abrandamento de falências em 2013, segundo a ASJP, desde 1998 que os processos de falência têm vindo a aumentar, sendo este o primeiro abrandamento desde que há registos oficiais.

A luta pela sobrevivência empresarial, especialmente em contexto económico adverso, recomenda que as organizações desenvolvam sistemas de planeamento e controlo que antecipem situações de potencial insolvência ou falência. Assim, não é de estranhar que o desenvolvimento de modelos de previsão de falência tenha já muita história nos domínios científicos da contabilidade e das finanças. No entanto, os estudos disponíveis tendem a focar-se essencialmente na observação e comparação de rácios, na análise discriminante, na regressão logística e nas redes neuronais, ignorando em larga medida novos desenvolvimentos técnicos na área da avaliação de performance, em particular o *Data Envelopment Analysis* (DEA). O DEA é uma metodologia de programação linear não paramétrica desenvolvida para medir a eficiência relativa de um conjunto de *Decision Making Units* (DMUs) que desempenham funções idênticas e onde a presença de vários inputs (recursos) e outputs (resultados) torna a comparação difícil.

Este trabalho de investigação pretende contribuir para esta área do conhecimento explorando a aplicação do DEA no contexto da previsão de falência empresarial. Em particular, o estudo incide sobre o setor da restauração Portuguesa na medida em que este é um dos setores mais importantes da economia Lusa. De facto, segundo o Banco de Portugal, o setor de alojamento, restauração e similares representa 9% do número de empresas não financeiras em Portugal, 2% do volume de negócios e 7% do número de pessoas ao serviço. Os mesmos dados revelam que a restauração é a atividade mais importante deste setor, na medida em que concentra sobre si 43% do volume de negócios, 48% das empresas e 46% de pessoas ao serviço neste setor de atividade nacional.

Não obstante o recurso ao DEA para prever a falência empresarial não ser totalmente inovador, na medida em que nos últimos anos vários trabalhos tem explorado esta questão (e.g. Cielen, Peeters e Vanhoof, 2004; Onusic, Nova e Almeida, 2007; Sueyoshi e Goto, 2009a,b,c; Premachandra, Chen e Watson, 2011), o nosso trabalho demarca-se destes estudos em dois aspetos fundamentais. Em primeiro lugar, enquanto que a maioria dos estudos anteriores utilizou modelos de DEA formados por rácios, nós propomos um modelo de DEA que recorre exclusivamente a medidas de volume, e como tal permite incorporar na análise a dimensão das empresas ou dos seus ativos. Tal como referido por Psillaki, Tsolas e Margaritis (2010), entre outros, o tamanho das empresas pode ter implicações no seu sucesso empresarial, pelo que é importante acautelar esta questão quando se pretende prever a falência de uma determinada empresa. Em segundo lugar, o nosso estudo foca-se em empresas do setor da restauração, setor este que não foi ainda objeto de análise por parte de estudos anteriores.

Tendo em vista explorar o potencial do DEA no contexto de previsão de falência, o trabalho encontra-se estruturado em quatro capítulos adicionais. No capítulo 2 é efetuado o levantamento dos estudos mais relevantes acerca da previsão de falência bem como as amostras utilizadas e respetivas conclusões. O capítulo 3 faz uma exposição da metodologia DEA quer no conceito original, a avaliação de eficiência, quer no conceito em estudo, a previsão de falência. De seguida, o capítulo 4 apresenta a análise empírica, onde está evidenciado o setor em análise, a amostra utilizada e também os resultados obtidos e discussão dos mesmos. Por fim, o capítulo 5 conclui o trabalho apresentando numa síntese dos resultados obtidos e destacando as principais limitações deste estudo e respetivas sugestões para investigações futuras.

2. Revisão da literatura

Uma das funções incumbidas à gestão de cada empresa/organização é o controlo do desempenho das suas atividades. Para tal, é necessário dispor de instrumentos que possibilitem a análise e que permitam obter uma avaliação rápida e válida da posição económico-financeira da empresa (Santos, 2000). Um dos eventos que mais preocupa a gestão é a falência ou insolvência na medida em que a mesma é tipicamente difícil de reverter, provocando sempre perdas substanciais aos *stakeholders* das empresas (Chuvaklin e Gertmeniam, 2003).

Na atualidade os conceitos de falência e insolvência são, cada vez mais, tratados como sendo um só, conforme indica Santos (2000) no seu estudo. No entanto, económica e juridicamente tais eventos são bastante distintos. De facto, o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (2004: 1403) estabelece que “*A insolvência não se confunde com a «falência», tal como actualmente entendida, dado que a impossibilidade de cumprir obrigações vencidas, em que a primeira noção fundamentalmente consiste, não implica a inviabilidade económica da empresa ou a irrecuperabilidade financeira postuladas pela segunda.*” Em termos jurídicos, no artigo 3 alínea 1 do mesmo Código define-se como insolvente o “*devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas*” e no artigo 3 do Decreto-Lei 132/1993 de 23 de Abril, estabelece-se que falido é aquele “*que, por carência de meios próprios e por falta de crédito, se encontre impossibilitado de cumprir pontualmente as suas obrigações*”. A falência pode ainda assumir três formas distintas: 1) a falência técnica, 2) a económica e 3) a jurídica. Santos (2000) descreve-as e deixa transparecer as diferenças entre elas. Em particular, diz-se que uma empresa se encontra em falência técnica quando existem capitais próprios negativos, ou seja, quando o passivo excede o valor do ativo. A falência económica ocorre quando o total de rendimentos é insuficiente face ao total de gastos. Finalmente, a falência jurídica resulta do pedido formal de falência e petição de liquidação dos ativos da empresa, podendo esta ainda ser classificada como causal, culposa ou fraudulenta.

A existência de ferramentas que alertem antecipadamente para potenciais dificuldades financeiras permite às empresas/organizações elaborar planos de ação com vista a evitar situações de falência ou insolvência (Junior, 2003). Não é por isso de estranhar que tenham sido muitos os autores que, ao longo do tempo, trabalharam no desenvolvimento de técnicas de previsão de falência. De seguida serão apresentados alguns estudos que aplicam métodos de previsão de falência, com incidência naqueles que constituem um maior contributo para

esta dissertação, nomeadamente, estudos univariados, estudos multivariados (i.e., análise discriminante e regressão logística), redes neuronais e finalmente a metodologia DEA. Serão evidenciadas as técnicas utilizadas e as conclusões retiradas pelos autores em cada estudo.

2.1. Estudos univariados

Bellovary, Giacomino e Akers (2007) afirmam que os primeiros estudos desenvolvidos na temática de previsão de falência foram os univariados. Estes estão vocacionados para a análise individual de variáveis.

Que se tenha conhecimento, foi no Bureau of Business Research (1930), que se publicou o primeiro estudo univariado sobre previsão de falência (Bellovary *et al.*, 2007). Esta análise teve por base 24 rácios de 29 empresas e tinha como principal objetivo determinar características comuns entre as empresas falidas. Em particular, foi efetuada a média dos 24 rácios e comparada, posteriormente, com os rácios de cada empresa de forma a demonstrar que existiam características e tendências similares entre as empresas falidas. O estudo conclui que apenas 8 dos rácios estudados são bons indicadores de falência¹.

Seguindo o mesmo princípio, FitzPatrick (1932), analisou 13 rácios de 19 empresas falidas e 19 empresas não falidas no período de 1920 a 1929, verificando cuidadosamente as relações e tendências dos mesmos. Preocupado em obter resultados o mais conclusivos possível, FitzPatrick (1932) estabeleceu um rácio *standard* de comparação. O autor concluiu que na esmagadora maioria dos casos, as empresas saudáveis apresentavam rácios acima do rácio *standard*, enquanto que as empresas falidas exibiam a situação inversa.

Smith e Winakor (1935) debruçaram-se sobre o estudo publicado no Bureau of Business Research (1930) e analisaram 21 rácios de 183 empresas falidas tendo concluído que à medida que o ano de falência se aproximava os rácios diminuía substancialmente. Concluíram ainda que o rácio Fundo de manei/Ativo total é o mais fiável no que toca à previsão de falência.

¹ Fundo de manei/Ativo total, Excedente + Reservas/Ativo total, Património líquido/Ativo fixo, Ativo fixo/Ativo total, Rácio de Liquidez, Património líquido/Ativo total, Vendas/Ativo Total e Fluxo de caixa/Ativo total.

² Fluxo de caixa/Dívida total, Resultado líquido/Ativo total, Dívida total/Ativo total, Ativo corrente/Ativo total, Ativo de curto prazo/Ativo total, Fundo de manei/Ativo total, Fluxo de caixa/Ativo total, Ativo

À semelhança dos estudos anteriores, Merwin (1942) utilizou rácios financeiros para analisar 200 empresas falidas e 381 empresas não falidas, de cinco indústrias diferentes. O autor verificou que estes rácios permitem prever a falência 4 a 5 anos antes da mesma acontecer. Merwin (1942) conclui ainda que a diferença entre os rácios destes dois grupos de empresas aumentava à medida que o ano de falência se aproximava.

Abordando esta temática de outra forma, Chudson (1945), estudou as estruturas financeiras das empresas para determinar se haveria um padrão *standard* aplicável em todas as indústrias. Em particular, o autor verificou que, de modo geral, não existe um padrão *standard* para as estruturas financeiras, existindo no entanto um grupo de rácios semelhantes entre si dentro de determinados grupos de indústria. O seu estudo mostra que o desenvolvimento de um modelo uno para aplicação geral a todas as indústrias dificilmente será apropriado, sendo preferível construir modelos individuais de previsão de falência para cada indústria.

Anos mais tarde, Beaver (1966) impulsionou esta temática ao publicar um dos estudos mais importantes nesta área. O autor comparou individualmente 30 rácios ao longo de 5 anos de pré-falência com o objetivo de verificar as capacidades preditivas dos mesmos. Para tal recolheu dados contabilísticos relativos a uma amostra de 158 empresas, das quais metade estavam em situação de falência à data do seu estudo. Beaver (1966) verificou que a amostra das empresas falidas apresentava um comportamento próximo do esperado, i.e., estavam mais endividadas do que as empresas não falidas, apresentavam uma menor rendibilidade das vendas e dos ativos, rácios de liquidez geral ligeiramente inferiores e rácios de liquidez imediata dramaticamente mais reduzidos. Esta análise simples de rácios financeiros permitiu a Beaver (1966) classificar corretamente 87% (78%) das empresas da amostra como falidas 1 (5) ano (s) antes do evento.

Nas suas sugestões para estudos futuros, Beaver (1966), indicou que a análise de múltiplos rácios considerados simultaneamente poderia ter maior capacidade preditiva do que o estudo de rácios individuais. A sugestão de Beaver (1966) foi seguida por inúmeros investigadores, o que deu origem a um enorme volume de investigação sobre modelos multivariados de previsão de falência. No ponto seguinte resume-se as principais contribuições neste domínio.

2.2. Estudos multivariados

Enquanto que os estudos univariados são vocacionados para a análise individual das variáveis, os estudos multivariados lidam com observações de mais de uma variável. Neste tipo de estudos é possível observar várias técnicas estatísticas que utilizam a análise de múltiplas variáveis, contudo nesta dissertação será apenas focada a análise discriminante e a regressão logística por se tratarem das mais utilizadas e discutidas no contexto em estudo.

2.2.1 Análise Discriminante

Segundo Bellovary *et al.* (2007), foi Altman (1968) quem publicou o primeiro estudo multivariado sobre a previsão de falências, o qual tinha por base uma regressão discriminante. O autor utilizou uma amostra de 66 empresas, onde metade estavam falidas e analisou 22 rácios, durante o período de 1946 a 1965. O estudo de Altman (1968) introduz o modelo Z-Score para previsão de falência, o qual é ainda hoje bastante citado na literatura. Este modelo tem a particularidade de considerar como falidas as empresas que obtêm um resultado inferior a 1,81 e considerar como saudáveis as empresas que obtêm um Z-Score superior a 2,99. A área entre 1,81 e 2,99 foi considerada como a “zona de ignorância” ou “zona cinzenta” devido à sua suscetibilidade aos erros de classificação. O estudo de Altman (1968) apresentou uma capacidade preditiva de 95% no primeiro ano antes da falência, 72% para 2 anos antes da falência e 48%, 29% e 36% para 3, 4 e 5 anos antes da falência, respetivamente.

Deakin (1972) revisita as conclusões de Beaver (1966) utilizando a análise discriminante multivariada. Em particular, utiliza os 14 rácios considerados por Beaver (1966) como tendo boa capacidade preditiva, combinando-os através desta técnica multivariada². No seu estudo Deakin (1972) considera uma amostra de 32 empresas falidas e não falidas, tendo explicitamente considerado o fator indústria, tamanho de ativos e os anos dos dados financeiros (de 1964 a 1970). Comparativamente com o estudo de Beaver (1966), Deakin (1972) obteve uma maior precisão de classificação com taxas de 97% para 1 ano e 95% para 2 anos e 3 anos antes da falência. No entanto, a taxa diminuiu para 80% e 83% para 4 e 5 anos antes da falência, respetivamente. Deakin (1972) conclui que a análise discriminante

² Fluxo de caixa/Dívida total, Resultado líquido/Ativo total, Dívida total/Ativo total, Ativo corrente/Ativo total, Ativo de curto prazo/Ativo total, Fundo de maneo/Ativo total, Fluxo de caixa/Ativo total, Ativo corrente/Passivo corrente, Ativo de curto prazo/Passivo corrente, Fluxo de caixa/Passivo corrente, Ativo corrente/Vendas, Ativo de curto prazo/Vendas, Fundo de maneo/Vendas e Fluxo de caixa/Vendas.

multivariada pode ser aplicada na previsão de falência com extrema precisão até 3 anos antes do evento.

Dois anos mais tarde, Blum (1974) determina a sua amostra utilizando critérios um pouco diferentes. Em particular, considera empresas que tenham declarado falência em termos legais, mas incluiu ainda empresas que fizeram acordos explícitos com os credores para reduzir as suas dívidas, algo inovador na literatura. Ao fazer isso, Blum (1974) trabalha com 115 empresas falidas e 115 não falidas, considerando na sua análise a dimensão dos ativos, tipo de indústria, as vendas, o número de funcionários e o ano fiscal. Outra particularidade do seu estudo é a junção de 12 rácios que cobrem aspetos diferentes como a liquidez, rentabilidade e variabilidade³. O facto de incluir medidas de variabilidade permitiu ao autor diferenciar o seu estudo dos estudos anteriores. Os resultados obtidos são interessantes quando o horizonte de previsão de falência é a 1 ano, obtendo-se uma precisão de 94%. No entanto esta diminuiu consideravelmente nos restantes anos, obtendo-se uma precisão de 80% para 2 anos e de 70% para 3,4 e 5 anos antes da falência ocorrer.

2.2.2. Regressão Logística

A regressão logística tem sido também utilizada na previsão de falência, sendo Ohlson (1980) o responsável por introduzir a mesma nesta área de investigação. O autor recorre a esta técnica alternativa argumentando que a análise discriminante está assente em pressupostos muito restritivos tendo, em geral, pouca potência. Assim, Ohlson (1980) desenvolve o modelo O-Score para a previsão de falência, utilizando 105 empresas falidas e 2058 empresas não falidas no período de 1970 a 1976. Na verdade, o artigo desenvolve três modelos alternativos, sendo o mais conhecido o primeiro, o qual identifica 4 fatores básicos (dimensão da empresa, estrutura financeira, desempenho da empresa e liquidez corrente) que permitem aferir com elevado grau de probabilidade o evento de declaração de falência no prazo de um ano. Ohlson (1980) concluiu ainda que, *ceteris paribus*, o seu modelo permite obter resultados modestamente mais precisos que a análise discriminante em termos de previsão de falência.

Mais tarde, Flagg, Giroux e Wiggins (1991) recorreram também à regressão logística como técnica de estudo. Os autores utilizaram uma amostra total de 202 empresas, das quais 26 falidas, e um período amostral que vai desde 1975 a 1981. Flagg *et al.* (1991) utilizaram

³ O autor dá o exemplo do desvio padrão do resultado líquido. O desvio padrão mede a variabilidade existente em relação à média.

também 6 rácios financeiros que refletem a liquidez das empresas, os problemas de fluxos de caixa, a alavancagem e a rentabilidade das mesmas. No final, os autores verificaram que a regressão logística identificou corretamente 189 empresas (170 empresas saudáveis e 19 empresas falidas), o que resulta numa taxa de classificação correta de 94%. Os autores concluíram que os quatro rácios mais importantes para a deteção de situações de falência na sua aplicação empírica são o rácio de liquidez geral, EBIT/Ativo total, resultados transitados/Ativo total e dívida total/Ativo total).

2.3. Inteligência Artificial: Redes Neurais

Mais recentemente foram explorados modelos baseados em redes neuronais. No campo de estudo da inteligência artificial, as redes neuronais consistem num conjunto de elementos de processamento, conhecidos por neurónios ou nós, que estão interligados entre si através de determinados pesos de forma a influenciar o resultado final.

Foi possível identificar vários estudos científicos onde foi aplicada esta metodologia, nomeadamente o estudo de Coats e Fant (1993) que compararam as redes neuronais com a análise discriminante multivariada. Os autores selecionaram uma amostra de 188 empresas saudáveis e 94 empresas falidas e utilizaram as 5 variáveis apresentadas no estudo de Altman (1968). Após esta seleção, os autores combinaram 2 grupos de amostras para cada 4 anos, onde formaram 8 conjuntos contendo 47 empresas falidas e 94 empresas não falidas em cada conjunto. Com base numa seleção aleatória, metade do conjunto foi treinado para usar as redes neuronais de acordo com a opinião de um auditor, enquanto a outra metade foi treinada para testar a capacidade preditiva da rede neuronal. O estudo confirmou que este modelo foi mais eficaz que a análise discriminante multivariada, permitindo antever em 80% dos casos a opinião do auditor até 4 anos antes da mesma ser formalmente conhecida. Essencialmente, Coats e Fant (1993) puderam afirmar que as redes neuronais apresentaram melhores resultados nos casos em que as amostras continham grandes percentagens de empresas falidas, tendo sido superadas pela análise discriminante multivariada nos casos em que as amostras estavam equilibradas entre empresas falidas e empresas saudáveis.

Um ano mais tarde, Wilson e Sharda (1994) apresentaram uma novidade metodológica. Em alternativa à utilização de amostras de estimação e validação dos modelos que apresentavam 50% de empresas não falidas e 50% de empresas falidas, os autores realizaram diferentes

subdivisões na amostra original. Estes apresentaram três composições diferentes da amostra: 50%, 50% (50% cada de empresas falidas e não falidas), 80%, 20% (80% de não falidas e 20% de empresas falidas) e 90%, 10% (90% de não falidas e 10% de empresas falidas). Construíram também três modelos que usavam as redes neuronais e outros três que utilizavam a análise discriminante multivariada, para cada um deles testaram três amostras, constituindo assim nove testes comparativos para cada modelo. Relativamente à distribuição de empresas falidas e não falidas nas amostras, os autores comprovaram que a melhor hipótese seria a composição 50%, 50%. O facto de se utilizar mais casos de um tipo de empresa (falidas ou não falidas) em detrimento de outro na amostra, faria com que, durante a validação, os modelos tendessem a classificar as empresas como pertencentes à categoria com maior número de casos. Os resultados demonstraram que em 6 dos 9 testes efetuados, as redes neuronais superaram a análise discriminante multivariada, não existindo diferenças significativas nos restantes testes. Wilson e Sharda (1994) concluíram que, para todas as amostras testadas, o modelo das redes neuronais apresentou alguns erros tipo I⁴, enquanto a análise discriminante multivariada não apresentou este tipo de erros.

2.4. Metodologia *Data Envelopment Analysis*

O DEA é uma técnica de programação linear não paramétrica desenvolvida para determinar uma fronteira eficiente de produção através da comparação de empresas, usualmente tratadas como unidades de decisão homogéneas (DMU). Esta técnica assume que o processo de transformação de qualquer DMU tem por objetivo transformar recursos (inputs) em resultados (outputs). Quando a técnica é utilizada, podemos assumir que acréscimos nos inputs resultam em acréscimos proporcionais nos outputs, e neste caso estamos numa situação de rendimentos de escala constantes (CRS), ou que esta proporcionalidade não existem e neste caso diz-se que as DMUs operam em rendimentos de escala variáveis (VRS).

No intuito de desenvolver o conhecimento científico nesta temática Cielen *et al.* (2004), introduziram a metodologia DEA na previsão de falência empresarial. Os autores

⁴ Erro de tipo I ocorre quando a hipótese nula é rejeitada sendo esta verdadeira, i.e., quando uma empresa está classificada como falida e o modelo classifica como saudável. Erro de tipo II ocorre quando a hipótese nula não é rejeitada quando a mesma na realidade é falsa, i.e., quando uma empresa que está classificada como saudável e o modelo classifica como falida.

compararam o DEA com o modelo baseado em árvores de decisão⁵. Para tal utilizaram uma amostra que abrangia 90 empresas falidas e 276 empresas não falidas, durante os anos de 1994 a 1996. Tendo por base um modelo de DEA incorporando informação relativa a 11 rácios, os autores concluíram que o desempenho da metodologia DEA em termos de precisão, custo, implementação e compreensibilidade é superior ao apresentado pelas árvores de decisão.

Paradi, Asmild e Simak (2004) utilizam o DEA para prever o evento de falência no contexto de empresas industriais. Para tal, utilizaram uma amostra de 28 empresas falidas e 275 empresas não falidas no período de 1996 a 1997 e 10 variáveis financeiras. Após formulação de vários conjuntos e análise dos respetivos testes, os autores concluíram que o DEA, em termos gerais, classifica corretamente 100% de empresas falidas e 67% de empresas não falidas.

Onusic *et al.* (2007) aplicaram a metodologia DEA numa amostra reduzida de apenas 10 empresas em processo de falência e 50 empresas com os melhores desempenhos do setor, entre 1995 e 2003, tendo utilizado 3 inputs (Endividamento geral, Endividamento de longo prazo e Endividamento de curto prazo) e 3 outputs (Crescimentos das vendas, Rendibilidade do Ativo e Receita bruta/Ativo total) na sua análise. Algumas das variáveis consideradas apresentam valores negativos, pelo que tiveram de ser transformadas através da adição de uma constante, dado que os modelos tradicionais de DEA não permitem trabalhar com valores negativos. Os autores definem o valor de 64,2% como ponto de corte, tendo verificado que o DEA identifica corretamente 90% das empresas falidas e 74% das empresas não falidas. Estes resultados permitiram a Onusic *et al.* (2007), concluir que os scores das empresas falidas eram globalmente inferiores aos das empresas saudáveis e que não existia uma única empresa falida que estivesse evidenciada na fronteira de eficiência, tendo-se obtido para estas empresas um score máximo de 76,93%.

Premachandra, Bhabra e Sueyoshi (2009), também analisaram esta temática, comparando a técnica DEA com a regressão logística. Este estudo inova ao utilizar como fronteira a fronteira de falência em vez da fronteira de eficiência como é tradicional nos estudos de DEA. Em particular, Premachandra *et al.* (2009) utilizaram 100 empresas falidas e 1533 empresas saudáveis, tendo efetuado a análise de vários conjuntos de amostras e selecionado 9

⁵ Segundo Pereira, Dominguez e Ocejó (2007) as árvores de decisão são uma forma de representação de um conjunto de regras que seguem uma hierarquia de classes ou valores, expressando uma lógica simples condicional.

variáveis financeiras, 2 outputs e 7 inputs, considerados os mais eficientes nos estudos do passado acerca de previsão de falência. Nos 5 testes efetuados com o DEA, este identificou corretamente 84%-89% de empresas falidas na fronteira de falência. Comparativamente, nos 6 testes efetuados com o modelo de regressão logística, este identificou entre 16% a 64% de empresas falidas. Contudo, relativamente à identificação de empresas não falidas, o modelo de regressão logística conseguiu reconhecer entre 69% e 99% das mesmas ao longo das várias análises efetuadas enquanto que o DEA apenas conseguiu identificar entre 68% e 83% das empresas não falidas. Assim, em termos gerais, neste estudo o DEA permitiu identificar corretamente cerca de 80% dos casos enquanto que o modelo de regressão logística apenas identificou corretamente 67% dos casos. Os autores concluíram ainda que o DEA supera a regressão logística na avaliação de falência fora da amostra, o que torna esta técnica apelativa e relevante para os investidores. Observaram também que o DEA não assenta em pressupostos particularmente restritivos ao contrário do que acontece com a regressão logística, não necessitando de amostras grandes para avaliação de falência, algo que já não se verifica quando se utiliza a regressão logística ou a análise multivariada.

É relevante referir também a investigação de Sueyoshi e Goto (2009a), onde se compara a performance dos modelos DEA CRS, VRS, Aditivo e *Rang Adjusted Measure* (RAM), com a performance do modelo *Data Envelopment Analysis – Discriminant Analysis* (DEA-DA)⁶, no contexto da aferição da probabilidade de falência empresarial. Para a concretização do estudo foram selecionadas 951 empresas não falidas e 50 empresas falidas e 9 variáveis, das quais 7 são inputs e 2 são outputs. Os quatro modelos de DEA (CRS, VRS, Aditivo e RAM) classificaram incorretamente quase todas as empresas falidas. No entanto, classificaram corretamente entre 93,8% e 94,8% das empresas não falidas, o que levou os autores a afirmar que, em termos gerais, o total de classificações corretas destes quatro modelos é bastante elevado. Por outro lado, verificou-se que o modelo CRS superou ligeiramente os outros modelos incluindo o modelo RAM. Segundo os autores, era expectável que o modelo RAM fosse o melhor dos quatro modelos porque só este poderia satisfazer a propriedade *translation*

⁶ Segundo Sueyoshi e Goto (2009a), o DEA-DA apresenta duas fases. A primeira identifica a existência de sobreposição entre dois grupos de empresas, Atlman (1968) refere-se à sobreposição como “zona de ignorância” ou “zona cinzenta”, aquando desta identificação as empresas são separadas em dois grupos: a) empresas dentro da sobreposição e b) empresas fora da sobreposição. A segunda fase classifica as empresas em sobreposição nos dois grupos, minimizando o número de erros de classificação.

*invariance*⁷. Uma vez que o modelo CRS não satisfaz esta propriedade, o resultado obtido sugere que a propriedade *translation invariance* não é relevante para a previsão de falência. Sueyoshi e Goto (2009a) verificaram ainda que a taxa de classificação correta, em termos gerais, do DEA-DA foi de 95,5%, a qual se aproxima bastante da dos quatro modelos de DEA alternativos empregues neste estudo. Em termos de erros do tipo I o modelo DEA-DA apresentou uma percentagem de 82% enquanto que o resultado do DEA foi de 94%-96%. O estudo mostrou que a técnica DEA é uma ferramenta de gestão para a avaliação inicial de falência empresarial e é útil para líderes empresariais e gestores financeiros, enquanto que o DEA-DA é útil para investigadores e pessoas interessadas na avaliação detalhada de falência e no seu processo no horizonte temporal. É importante referir, no entanto, que alguns dos resultados obtidos por Sueyoshi e Goto (2009a) têm de ser interpretados com precaução, dado que os autores utilizaram variáveis de rácios nos seus modelos de DEA o que pode enviesar os resultados quando o modelo CRS é aplicado. Hollingsworth e Smith (2003) alertam para o facto de que quando são utilizados rácios, é tecnicamente mais correto utilizar o modelo desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper (1984).

No mesmo ano, Sueyoshi e Goto (2009b), apresentaram outro estudo onde demonstraram o uso prático do DEA-DA na avaliação de falência através da análise do desempenho financeiro. Os autores focaram-se na indústria de construção japonesa e discutiram porque é que muitas empresas de construção japonesas apareciam mal classificadas. Para tal, utilizaram uma amostra total de 1091 empresas, onde 1021 eram empresas não falidas e 70 eram empresas falidas e formularam 4 hipóteses⁸. Este estudo debateu-se com três problemas: a existência de um problema de desequilíbrio na amostra, à semelhança do estudo anterior, pois o número de empresas falidas era muitas vezes limitado, a existência de um problema computacional para lidar com um grande conjunto de dados e eventuais erros de classificação, com empresas falidas não sendo classificadas pela amostra como tal. Para lidar com estes problemas, os autores combinaram o modelo DEA-DA com análise de componentes principais para reduzir a carga computacional, alterando posteriormente os

⁷ A propriedade *translation invariance* indica que uma medida de eficiência não é influenciada mesmo se houver deslocação, na mesma direção, de inputs e/ou outputs, pela adição ou subtração de um número real específico. Consequentemente, um valor de eficiência medido pela RAM não altera o seu valor mesmo que exista a alteração de um valor negativo para positivo, após a adição de um número real.

⁸ 1) em média, as empresas não falidas superaram as empresas falidas em termos de desempenho financeiro, 2) em média, as empresas não falidas classificadas corretamente pelo DEA-DA superaram as empresas não falidas classificadas como falidas pelo DEA-DA em termos de desempenho financeiro, 3) em média, as empresas não falidas classificadas como falidas pelo DEA-DA superaram as empresas falidas classificadas corretamente pelo DEA-DA e 4) o desempenho financeiro das empresas deteriorou-se gradualmente ao longo do período da amostra.

pesos do DEA-DA para abordar tanto o problema do desequilíbrio da amostra como o problema de erros de classificação. Este estudo também discutiu o uso combinado entre o DEA-DA e os testes de *rank-sum*, para testar hipóteses estatísticas relacionadas com a avaliação de falência. Sueyoshi e Goto (2009b) concluíram que todas as hipóteses analisadas foram consideradas válidas.

O terceiro estudo efetuado por Sueyoshi e Goto (2009c), aplicando também o DEA-DA, procura examinar se as despesas de investigação e desenvolvimento (I&D) influenciam financeiramente a performance das empresas da indústria de máquinas e indústria de equipamentos elétricos. Para tal utilizaram 494 empresas não falidas e 22 empresas falidas no período de 2002 a 2004 e 6 fatores financeiros que medem a performance empresarial (rentabilidade, alavancagem, crescimento, tamanho, risco e intensidade de I&D). Sueyoshi e Goto (2009c) verificaram resultados semelhantes para ambas as indústrias. O DEA-DA classificou corretamente 36,4% das empresas falidas e 99,6% das empresas não falidas no setor da indústria de máquinas e 43,3% das empresas falidas e 99,8% para empresas não falidas no setor da indústria de equipamentos elétricos. Os autores concluíram que as despesas de I&D tiveram um impacto positivo na performance financeira da indústria de máquinas, mas produziu um impacto negativo na indústria de equipamentos elétricos. Estes resultados sugerem que a indústria de equipamentos elétricos necessita de despesas de I&D para conseguir competir no mercado.

Premachandra *et al.* (2011) inovam na literatura ao utilizarem o modelo aditivo de super-eficiência, o qual gera um índice de avaliação baseado em duas fronteiras para a previsão do insucesso e sucesso empresarial. A abordagem proposta foi aplicada a uma amostra aleatória de 1001 empresas, composta por 50 grandes empresas falidas, selecionadas aleatoriamente da base de dados de Altman e 951 empresas saudáveis. Tendo por base um modelo de DEA com as 9 variáveis financeiras propostas por Premachandra *et al.* (2009), os autores concluem que o modelo de DEA super-eficiência é mais fraco na correta identificação de empresas falidas do que de empresas não falidas. Concluem também que o índice de avaliação baseado em duas fronteiras diminui essa fraqueza permitindo que o decisor tenha várias opções para os níveis de precisão na previsão de empresas falidas, não falidas e previsões totais.

Num estudo recente, Shetty, Pakkala e Mallikarjunappa (2012) avaliam a falência desenvolvendo um modelo de DEA não-orientado e não radial de distância direcional. O modelo desenvolvido mediu a pior eficiência relativa dentro de uma variação de zero a um e

localizou as piores performances de DMUs determinando uma fronteira ineficiente. Este modelo contraia outputs e expandia inputs, simultaneamente, e permitiu contornar as dificuldades do modelo desenvolvido por Premachandra *et al.* (2009), ao possibilitar medir a pior eficiência relativa com variação entre zero e um localizando o pior desempenho da DMU e determinando uma fronteira de ineficiência. Este estudo teve como objetivos principais a realização de uma análise precisa e mais abrangente da saúde financeira das empresas e a descoberta dos fatores responsáveis pelo seu fracasso. Em particular, os autores construíram um sistema de alerta precoce para avaliação de falência dessas empresas. Com base nos critérios utilizados, apresentaram como amostra 66 empresas na sua análise. A indisponibilidade de dados para um grande número de empresas de forma consistente foi, considerada pelos autores, uma das limitações deste estudo. Foram selecionados 10 rácios financeiros dos quais 3 eram variáveis de inputs e 7 eram variáveis de outputs. Os autores puderam concluir que os resultados obtidos foram consistentes durante os 9 anos analisados e as empresas com piores performances não foram necessariamente declaradas como falidas.

2.5 Resumo

A revisão da literatura acima apresentada permite verificar que existe uma vasta área de investigação ligada à previsão de falência, na qual se recorre à utilização de várias metodologias. O Anexo 1 faz um sumário dos estudos publicados até à data por metodologia empregue. A sua análise revela que este tipo de estudo recorre tipicamente à regressão logística, análise discriminante e inteligência artificial, sendo que a metodologia DEA, utilizada nesta dissertação, tem merecido menor atenção por parte dos investigadores neste contexto.

Por seu turno, o Anexo 2 compila alguma informação básica sobre os estudos revistos no âmbito da presente dissertação. Em particular, a sua consulta revela as variáveis empregues nos estudos revistos, as respetivas amostras e as principais conclusões dos seus autores. O Anexo 2 revela que a maioria dos estudos apresenta bons resultados, sendo muitas vezes possível obter classificações corretas de empresas falidas e não falidas acima dos 90%. Por outro lado, se nos focarmos nos estudos que aplicaram o DEA como técnica de previsão de falência, verifica-se que as conclusões obtidas pelos autores indicam que esta técnica, quando comparada com outras, apresenta uma percentagem de classificações corretas superiores aos restantes modelos e apresenta um melhor desempenho em termos de precisão, custo,

implementação e compreensão. Em paralelo, o Anexo 2 mostra que o DEA foi até agora aplicado na previsão de falência nos setores da indústria, banca, construção e tecnologias de informação. Abre-se portanto a possibilidade de utilizar esta metodologia não paramétrica no contexto de outros setores de atividade, algo que esta dissertação concretiza ao considerar a aplicação do DEA na previsão de falência de empresas a operar no setor da restauração Portuguesa. No ponto seguinte será abordada então a metodologia DEA no seu conceito original, avaliação de eficiência, e posteriormente no conceito aplicável nesta dissertação, a previsão de falência.

3. A técnica Data Envelopment Analysis e a previsão de falências

O DEA é uma técnica de programação linear não paramétrica desenvolvida para medir a eficiência relativa de um conjunto de DMUs, desempenhando funções idênticas e onde a presença de vários inputs e outputs torna a comparação difícil. A metodologia DEA é de distribuição livre, na medida em que não existe a necessidade de especificar uma forma funcional para a função de produção.

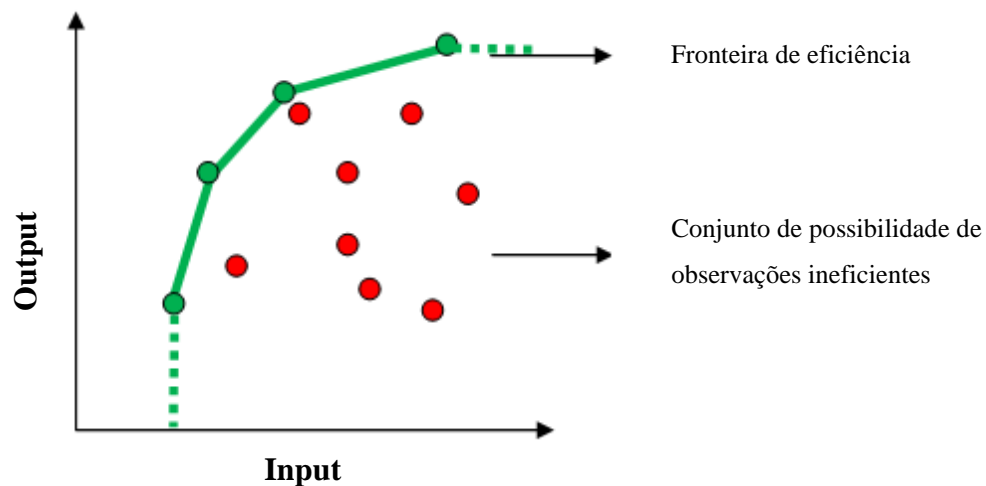
Este modelo teve início no trabalho de Charnes, Cooper e Rhodes (1978), baseando-se num trabalho anterior de Farrell (1957). Os autores procuraram responder às necessidades de procedimentos satisfatórios para avaliar a eficiência relativa de unidades de produção com múltiplos inputs e múltiplos outputs. Para tal introduziram esta metodologia poderosa que foi posteriormente intitulada de DEA e descrita como sendo um método de otimização de programação matemática aplicável na observação de dados, fornecendo estimativas empíricas das relações entre a fronteira de eficiência e a função produção, i.e. entre a fronteira de eficiência e as relações entre inputs e outputs de uma empresa (Cooper, Seiford e Zhu, 1990).

O modelo de Charnes *et al.* (1978), fornece uma metodologia segundo a qual, dentro de um conjunto de DMUs comparáveis, aquelas que exibirem boas práticas poderão ser identificadas e poderão formar uma fronteira de eficiência. Permite também medir o nível de eficiência de unidades fora da fronteira e identificar pontos de referência contra os quais as unidades ineficientes poderão ser comparadas.

Assim sendo, este modelo cria uma fronteira de melhores práticas baseada em comparações de pares dentro da amostra, i.e., o processo computacional do DEA classifica todas as

observações como eficientes ou ineficientes e forma uma fronteira de eficiência com as observações eficientes, ficando as observações ineficientes dentro de um conjunto de possibilidade de produção moldado pela fronteira de eficiência, como demonstrado pelo Gráfico 1. A avaliação de eficiência do DEA não assume qualquer distribuição em relação ao grau em que cada observação se localiza a partir da fronteira de eficiência.

Gráfico 1: Demonstração da fronteira de eficiência



Fonte: Elaboração própria

Este modelo não exige suposições *a priori* da relação entre inputs e outputs, o que permite lidar com múltiplas variáveis num único modelo matemático sem a necessidade de entrar em conflitos de escolha entre as várias medidas relacionadas com o desempenho da empresa. O DEA examina cada DMU separadamente, gerando pontuações de desempenho individual (eficiência) que são relativas a toda a amostra em estudo.

Por outro lado, tal como afirmado por Premachandra *et al.* (2011), o DEA não exige um tamanho de amostra grande para avaliação de eficiência, geralmente exigido por abordagens estatísticas e econométricas.

Em consonância com a literatura revista verifica-se que o DEA é uma metodologia importante para a análise de desempenho em muitas áreas empresariais, uma vez que permite determinar qual a eficiência de cada DMU ao longo do tempo.

Charnes *et al.* (1978) formularam o modelo CCR que avalia a eficiência técnica, identifica as DMUs eficientes e ineficientes e determina a que distância da fronteira de eficiência estão as unidades ineficientes. Também conhecido como CRS, este modelo pressupõe que alterações nos inputs conduzem a alterações proporcionais nos outputs, sendo apenas apropriado para DMUs que funcionam numa escala ótima. No caso de um único input e output, a fronteira de eficiência traduzir-se-ia numa linha reta.

O DEA pode assumir uma orientação input ou output, conforme o que se pretende avaliar. Pode-se dizer então que uma empresa/organização é eficiente se, com determinado montante de recursos consegue prestar o máximo de serviços e/ou produzir o máximo de bens (orientação output) ou se presta determinado montante de serviços e/ou produz determinada quantidade de bens, usando o mínimo de recursos (orientação input). Assim, os inputs correspondem a variáveis que se pretendem minimizar e os outputs a variáveis que se pretendem maximizar.

Relativamente ao modelo CRS com orientação input, o problema de programação linear correspondente é definido por:

$$\begin{aligned} \text{Min } \theta_c - \varepsilon \left[\sum_{i=1}^m S_i^- + \sum_{r=1}^s S_r^+ \right] \\ \text{s. t. } \theta_c x_{i0} = \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + s_i^-, i = 1, \dots, m \\ y_{r0} = \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - s_r^+, r = 1, \dots, s \\ s_i^-, s_r^+, \lambda_j \geq 0 \end{aligned}$$

Através do modelo supra apresentado (CRS), é possível calcular a eficiência técnica de cada DMU (θ_c), o peso a atribuir a cada input x (existem m inputs) e a cada output y (existem s outputs), definido por λ , e o valor das folgas (s_i^-) e excedentes (s_r^+) no uso dos recursos ou nos resultados alcançados. ε é a figura não-arquimediana, correspondente a um número infinitamente pequeno mas superior a zero.

A partir deste modelo surgiram outros estudos para determinação da eficiência, nomeadamente o modelo BCC, também conhecido por VRS desenvolvido por Banker *et al.* (1984). Este modelo, ao contrário do CRS, é utilizado quando não existe proporcionalidade entre os inputs e os outputs, i.e., quando um aumento nos inputs proporciona um aumento, não necessariamente proporcional, nos outputs.

Relativamente ao modelo VRS, este permite a projeção de cada DMU ineficiente sobre a superfície da fronteira determinada pelas DMUs eficientes. O problema de programação linear para um modelo com orientação input é o seguinte:

$$\begin{aligned} \text{Min } \theta_B - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m S_i^- + \sum_{r=1}^s S_r^+ \right) \\ \text{s. t. } \theta_B x_{i0} = \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + s_i^-, i = 1, \dots, m \\ y_{r0} = \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - s_r^+, r = 1, \dots, s \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, s_i^-, s_r^+, \lambda_j \geq 0 \end{aligned}$$

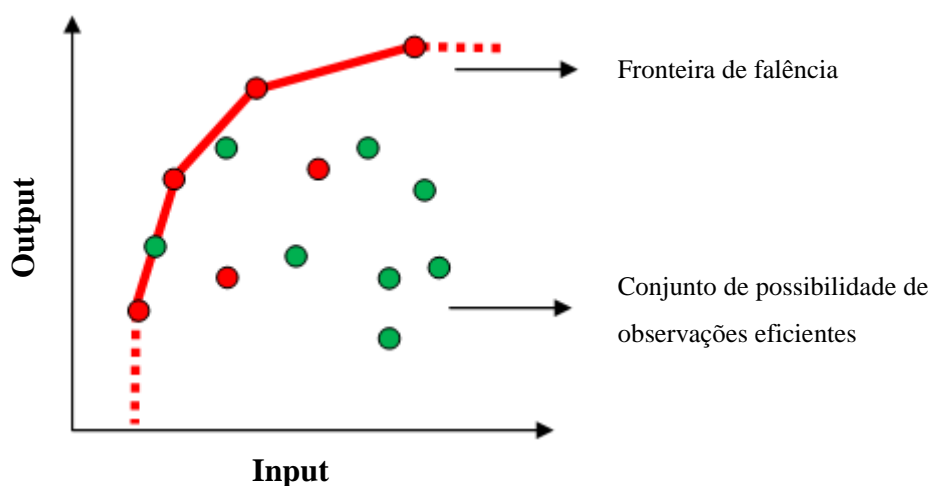
Este modelo permite-nos calcular a eficiência técnica pura de cada uma das DMUs (definida por θ_B) e, dividindo a eficiência técnica (θ_C) pela eficiência técnica pura (θ_B), determinar por sua vez a eficiência de escala de cada DMU.

Face ao que se tem vindo a analisar, e ao que é corroborado por Golany e Roll (1989), podemos concluir que num estudo de DEA existem normalmente três fases principais que precedem à obtenção e análise dos resultados. Primeiro, é necessário escolher as DMUs a serem comparadas, as quais devem ser homogéneas. A segunda fase abrange a seleção das variáveis (input e output), que podem ser controláveis ou não controláveis. Vale a pena ressaltar que a introdução de um grande número de variáveis reduz a capacidade do DEA em distinguir as DMUs eficientes das ineficientes, portanto o modelo deve ser o mais compacto possível para maximizar o poder discriminatório do DEA. Por fim, na terceira fase deve-se

escolher os modelos de DEA a utilizar, nomeadamente definindo pressupostos quanto à orientação, escala e quanto à necessidade de se introduzirem restrições aos pesos.

Na verdade, a técnica DEA tem demonstrado ser um valioso instrumento de avaliação de desempenho e *benchmarking*⁹, o que prova ser uma excelente ferramenta para a identificação de melhores práticas que levem ao sucesso empresarial. Contudo ao contrário das análises de produção convencionais, esta dissertação utiliza uma abordagem oposta, uma vez que o objetivo é avaliar a falência e não a eficiência. A fronteira utilizada é assim uma fronteira de falência, que contém as DMUs com os piores desempenhos, enquanto que as empresas com bons desempenhos se encontram dentro de um conjunto de possibilidade de observações eficientes que é moldado pela fronteira de falência, conforme demonstrado no Gráfico 2.

Gráfico 2: Demonstração da fronteira de falência



Fonte: Elaboração própria

O gráfico apresentado retrata a fronteira de falência e o conjunto de possibilidade de observações eficientes localizada abaixo da mesma, estando representado com um único input e um único output de forma a facilitar a descrição do modelo. O símbolo vermelho

⁹ Segundo o Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação (IAPMEI), *benchmarking* é um processo contínuo e sistemático que permite a comparação das performances das organizações e respetivas funções ou processos face ao que é considerado “o melhor nível”, visando não apenas a equiparação dos níveis de performance, mas também a sua ultrapassagem.

indica o desempenho de uma empresa com uma performance fraca e o símbolo verde indica o desempenho de uma empresa com uma performance forte, em coordenadas de input e output.

A definição matemática do conjunto de possibilidade de falência é a mesma que do conjunto de possibilidade de produção, no entanto, a natureza dos outputs na avaliação de falência é oposta à de análise de produção, i.e., na análise de produção quanto maior o valor dos outputs melhor, enquanto que na avaliação de falência quanto menor os outputs melhor. Uma descrição oposta pode ser aplicada para a utilização de inputs.

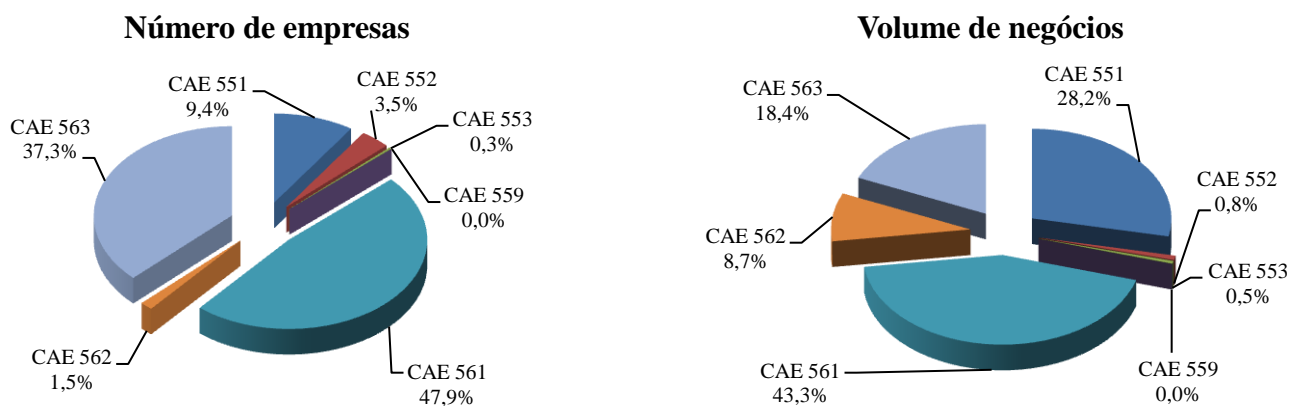
A escolha do DEA assenta nas vantagens que este apresenta face à análise de rácios e face às técnicas paramétricas.

4. Análise empírica

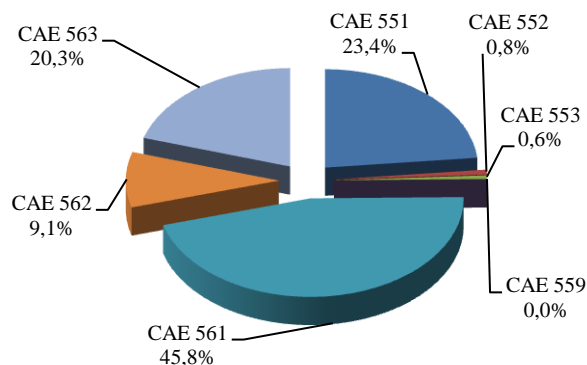
4.1. Setor em análise

Um estudo de 2012 promovido pela Associação da Hotelaria, Restauração e Similares de Portugal (AHRESP) chama a atenção para a importância do setor da restauração no contexto da economia Portuguesa. A este propósito, o gráfico 3 abaixo, sumaria a composição do setor do Turismo em Portugal por Código de Atividade Económica (CAE), tendo sido compilado a partir de dados disponíveis no Banco de Portugal.

Gráfico 3: Composição do setor do turismo por CAE



Número de pessoas ao serviço



Nota: CAE 551 – Estabelecimentos hoteleiros; CAE 552 – Residências para férias e outros alojamentos de curta duração; CAE 553 – Parques de campismo de caravanismo; CAE 559 – Outros locais de alojamento; CAE 561 – Restaurantes (inclui actividade de restauração em meios moveis); CAE 562 – Fornecimento de refeições para eventos e outras actividades de serviço de refeições; CAE 563 – Estabelecimentos de bebidas.

Fonte: Dados do Banco de Portugal (2011)

Os dados apresentados permitem claramente perceber a importância deste setor para o pulsar económico do país. De facto, apesar da maioria das unidades serem micro, pequenas e médias empresas de natureza familiar, a verdade é que estas são responsáveis por uma parte muito significativa dos empregos e volume de negócios gerado pelo Turismo em Portugal. Em particular, o gráfico 3 mostra que 86,7% das empresas a operar no setor do turismo são da área da restauração e similares (CAE 56). Cumulativamente, a restauração é responsável por 70,4% do volume de negócios gerado pelo setor do turismo em solo nacional, dando emprego a cerca de um quinto das pessoas que colaboram diretamente nesta área de negócio.

Infelizmente, a mesma publicação da AHRESP revela que o setor poderá perder entre 35 a 39 mil empresas nos anos de 2012 e 2013, o que poderá levar à extinção de 99 mil postos de trabalho. Dada a natureza familiar da maioria destes negócios, o encerramento destas empresas terá implicações devastadoras para as famílias portuguesas que dependem deste tipo de negócio.

4.2. Amostra

A amostra para esta dissertação parte de uma lista de empresas que declararam falência em território nacional no ano de 2010 e 2011, a qual foi adquirida à empresa COFACE. De entre os registos disponíveis nessa lista, são identificados os casos de empresas falidas que pertencem ao setor da restauração, através do seu código SIC (*Standard Industrial Classification*). Tendo por base este procedimento foram selecionadas 33 empresas que declararam falência. Em seguida, recolheu-se a informação contabilística necessária ao desenvolvimento deste estudo através da base de dados AMADEUS. De notar que apenas se utilizam dados para os exercícios económicos entre 2006 a 2009, facto que permite evitar o impacto da entrada em vigor do Sistema de Normalização Contabilística (SNC) em solo nacional (Machado, 2012) nos resultados. Paralelamente foi também construída uma amostra de controlo composta por empresas não falidas a operar neste setor de atividade dentro do mesmo período amostral (i.e., entre 2006 e 2009). Em particular, as 189 empresas que fazem parte da amostra de controlo foram selecionadas de forma aleatória de entre todas as empresas disponíveis na base de dados AMADEUS, pertencentes ao setor da restauração, e que não foram declaradas falidas entre 2006 e 2011.

4.3. Seleção das variáveis e respetivo tratamento

A maioria dos estudos anteriores na área da previsão de falência concebe a sua abordagem metodológica com base na utilização de rácios financeiros. No entanto, Hollingsworth e Smith (2003) afirmam que esta prática introduz alguns problemas, os quais requerem um tratamento cuidadoso. Um exemplo importante prende-se com o facto do uso de rácios conduzir a perdas de informação relativamente à dimensão das DMUs. Paralelamente, Psillaki *et al.* (2010), argumentam que as empresas de maior dimensão são mais diversificadas, têm acesso a gestores profissionais e desenvolvem melhores estruturas organizacionais e financeiras. Desta forma, as empresas de maior dimensão tendem a ser menos vulneráveis aos riscos inerentes ao negócio e a potenciais crises económicas, pelo que tendem a falhar com menor frequência do que as de menor dimensão. Assim, em linha com o sugerido por Hollingsworth e Smith (2003) e Psillaki *et al.* (2010), o presente estudo emprega variáveis mensuradas em volume, o que permite ter em atenção a dimensão das DMUs e, conseqüentemente, explorar questões relacionadas com a escala. A Tabela 1 resume as 9 variáveis consideradas neste estudo:

Tabela 1: Variáveis em estudo

Inputs	Outputs
Ativo total	Encargos financeiros
Fluxo de caixa	Dívida total
Resultado liquido	Passivo corrente
Fundo de maneiio	
Ativo corrente	
EBIT	

A análise do Anexo 2 revela que as 9 variáveis utilizadas nesta dissertação vão de encontro às habitualmente empregues nos estudos de DEA para previsão de falência. Em particular, as variáveis output mencionadas na Tabela 1 permitem aferir sobre as responsabilidades assumidas pelas empresas no decurso da sua atividade. Por outro lado, as variáveis input captam o investimento total na empresa (ativo total), a parte do investimento realizável no curto-prazo (ativo corrente), a capacidade da empresa para gerar resultados económicos (EBIT e resultado liquido) e ainda indicadores de performance financeira (fluxo de caixa e fundo de maneiio).

Importa referir que os modelos iniciais de DEA não permitem a inclusão de variáveis que possam assumir valores negativos. Dado que algumas das variáveis apresentadas na Tabela 1 caíem nessa categoria (e.g., resultado liquido, fundo de maneiio), seguiu-se o procedimento proposto por Ali e Seiford (1990). Nomeadamente, para cada uma das variáveis com valores negativos, identificou-se o valor mínimo de entre todas as DMUs, e depois adicionou-se o seu valor absoluto, mais uma unidade, ao valor original apresentado por cada uma das DMUs.

4.4. Implementação

Analisando os estudos realizados no passado acerca da previsão de falência através da metodologia DEA, foi possível identificar melhores resultados com a aplicação da versão VRS. No seu estudo, Dyson, Allen, Camanho, Podinovski e Sarrico (2001) indicam que o modelo VRS tem em conta os efeitos de escala na análise e tenta, desta forma, contornar a classificação incorreta de DMUs. Atendendo a que a dimensão da empresa ou ativos pode ter implicações na probabilidade das empresas entrarem em incumprimento, justifica-se, portanto, a utilização do modelo VRS para o estudo da previsão de falência no setor da

restauração. Para além disso foi adotada uma orientação output, na medida em que o que se pretende é explorar, face aos ativos da empresa, quanto é que terão de aumentar as suas “dívidas” por forma a que a empresa fique impossibilitada de cumprir as suas obrigações, e como tal seja declarada falida.

4.5. Resultados e discussão

A metodologia DEA foi aplicada em toda a amostra selecionada com o intuito de serem calculados os scores de falência. Os resultados completos podem ser observados no Anexo 3 para os 4 anos analisados, onde a vermelho se encontram destacadas as empresas falidas. Abaixo, na Tabela 2, apresenta-se o resumo dos resultados obtidos para cada ano, sendo possível verificar a classificação correta e incorreta de empresas falidas e não falidas.

Tabela 2: Análise dos resultados obtidos para cada ano

Grupo Origem	Classificação DEA 2006		
	Falidas	Não falidas	Total
Falidas	6	27	33
%	18,18%	81,82%	100,00%
Não falidas	14	175	189
%	7,41%	92,59%	100,00%

Grupo Origem	Classificação DEA 2007		
	Falidas	Não falidas	Total
Falidas	7	26	33
%	21,21%	78,79%	100,00%
Não falidas	13	176	189
%	6,88%	93,12%	100,00%

Grupo Origem	Classificação DEA 2008		
	Falidas	Não falidas	Total
Falidas	16	17	33
%	48,48%	51,52%	100,00%
Não falidas	16	173	189
%	8,47%	91,53%	100,00%

Grupo Origem	Classificação DEA 2009		
	Falidas	Não falidas	Total
Falidas	15	18	33
%	45,45%	54,55%	100,00%
Não falidas	8	181	189
%	4,23%	95,77%	100,00%

A Tabela 2 mostra que em 2006 o modelo DEA utilizado identifica como falidas apenas 18,18% das empresas que acabam por falir quatro ou cinco anos mais tarde. Os resultados para o período de 2007 a 2009 são 21,21%, 48,48%, 45,45%, respetivamente. Assim, a evidência empírica agora apresentada sugere que o modelo de DEA utilizado não consegue

identificar facilmente as empresas falidas com vários anos de antecedência embora a sua capacidade preditiva aumente substancialmente à medida que nos aproximamos do ano em que as empresas entram efetivamente em situação de falência. Este é um resultado expectável e está em linha com os reportados em estudos anteriores (e.g., Merwin, 1942, Altman, 1968, Blum, 1974). Conclusão diferente resulta da análise à capacidade preditiva do modelo de DEA empregue nesta dissertação no que toca às empresas não falidas. Em particular, a Tabela 2 mostra que o mesmo classifica corretamente 92,59% das empresas saudáveis no ano de 2006. Os resultados paralelos para 2007, 2008 e 2009 são 93,12%, 91,53% e 95,77%, respetivamente. Os resultados obtidos com a aplicação da metodologia DEA nesta dissertação vão ao encontro dos estudos publicados pelo Sueyoshi e Goto (2009a) e Sueyoshi e Goto (2009c), onde a classificação correta de empresas não falidas é superior à das empresas falidas, no entanto, são contrários aos resultados obtidos por Paradi *et al.* (2004), Onusic *et al.* (2007) e Premachandra *et al.* (2009) onde a identificação correta das empresas falidas superou a das empresas não falidas.

A Tabela 3 resume a performance geral atingida pelo modelo DEA na nossa aplicação:

Tabela 3: Análise dos resultados obtidos em termos gerais

Classificação	Classificação DEA em termos gerais	
	Falidas	Não falidas
Correta	33,33%	93,25%
Incorreta	66,67%	6,75%

Média dos scores do modelo DEA para as empresas:	2006	2007	2008	2009
Falidas	53,01%	56,06%	73,04%	68,23%
Não Falidas	46,35%	40,41%	48,73%	32,48%
Diferença entre scores	6,66%	15,65%	24,31%	35,74%

A Tabela 3 mostra que o modelo de DEA aplicado neste trabalho conseguiu classificar corretamente como em risco de falência apenas um terço das empresas da amostra que acabaram efetivamente por entrar nessa situação em 2010 ou 2011. É importante referir, no entanto, que o poder preditivo do modelo melhora quando nos aproximamos do ano em que é declarada a falência. Por outro lado, o mesmo modelo parece extremamente eficaz na

identificação de empresas que apresentam o perfil oposto, isto é, que não estão em risco de se apresentar à falência. Em particular, este é globalmente capaz de identificar 93,25% dos casos que se encontram nesta situação.

Se analisarmos a diferença entre a média dos scores apresentados pelas empresas que declararam falência e as empresas com uma situação financeira saudável, podemos verificar claramente, que esta aumenta à medida que nos aproximamos do ano de falência, o que significa que o DEA identifica claramente uma deterioração na performance das empresas com maior probabilidade de declarar falência.

Investigação futura irá procurar determinar se é possível estabelecer, tendo por base os resultados do DEA, um score de referência a partir do qual as empresas tenham uma maior probabilidade de declarar falência. Este e outros desenvolvimentos são importantes para minimizar os erros do tipo I e do tipo II neste contexto.

5. Conclusão

Os modelos de previsão de falência são ferramentas bastante importantes para a gestão empresarial, em particular na ótica da avaliação do risco. Esta dissertação contribui para esta área do conhecimento através da aplicação de modelos DEA à área da previsão de falência. Tal aplicação constituiu em si mesma uma contribuição para a literatura, na medida em que o DEA tem sido essencialmente utilizado como um instrumento de avaliação de eficiência. A metodologia DEA é aplicada ao setor da restauração Portuguesa, o que também constitui uma importante contribuição desta dissertação. De facto, a nossa exaustiva revisão da literatura mostra que, até à data, nenhum estudo se debruçou sobre este importante setor económico nacional, razão pela qual os nossos resultados são relevantes para a literatura especializada e para os diferentes *stakeholders* destas empresas. Do ponto de vista metodológico, esta dissertação é também algo inovadora na medida em que utiliza variáveis input e output em volumes e não em rácios como é habitual na literatura que se prende com a previsão de falência. A nossa escolha prende-se com uma motivação técnica, na medida em que as variáveis medidas em volume permitem ter em atenção à dimensão das DMUs e como tal permitem explorar questões relacionadas com a escala, algo que dificilmente é possível de alcançar com a utilização de rácios.

Os resultados obtidos mostram que o poder preditivo da metodologia DEA tende a aumentar à medida que nos aproximamos do ano de falência, ainda que só tenha identificado corretamente, cerca de 45,45% de empresas falidas em 2009. Ainda assim, a técnica apresentou um bom desempenho na classificação das empresas saudáveis, dado que em média, identificou corretamente 93,25% das empresas não falidas presentes na amostra. Um aspeto muito relevante a realçar é o facto da análise indicar claramente que as empresas com maior probabilidade de declarar falência tendem a aproximar-se da fronteira à medida que o ano de falência se aproxima. Esta informação pode ser muito útil para os decisores, dado que o DEA indica quais as empresas que estão mais próximas e mais afastadas da fronteira de falência a cada momento. O recurso a uma análise dinâmica irá, por sua vez, permitir avaliar o comportamento das empresas ao longo do tempo e assim determinar se existe maior ou menor probabilidade de entrarem em incumprimento com as suas obrigações.

Constitui objetivo de investigação futura explorar o recurso ao índice de produtividade de malmquist neste contexto. Parece-nos que a decomposição deste índice nas suas componentes (i.e. *catch up effect* e *frontier shift effect*) poderá enriquecer a análise e proporcionar informação útil para a previsão de falências. Para além disso, logo que a disponibilidade de

dados o permita, poderá ser relevante realizar também uma análise dinâmica para tentar perceber até que ponto o aumento da taxa de IVA (Imposto sobre o Valor Acrescentado), ocorrido em 2012, se repercutiu na probabilidade de falência das empresas.

6. Referências

Ali, A. I, Seiford, L. M., (1990), “Translation invariance in Data Envelopment Analysis”, *Operations Research Letters*, 1990, Vol. 9, 403-5

Altman, E.I. (1968). "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, 589-609.

Associação da Hotelaria, Restauração e Similares de Portugal (2012), “Fiscalidade e Competitividade dos Serviços de alimentação e Bebidas nos Setores da Restauração e Bebidas e da Hotelaria”, Setembro 2012. Disponível em URL: <<http://www.ahresp.com/files/filemanager/Mundo%20Economico/ESTUDO%20IVA%20-%20Sumario%20Executivo.pdf>>, [Último Acesso: 18 de Setembro de 2013]

Associação Sindical dos Juizes Portugueses (2013) “Insolvências de empresas caem este ano pela primeira vez”. Disponível em URL: <<http://www.asjp.pt/2013/07/01/insolvencias-de-empresas-caem-este-ano-pela-primeira-vez/>>, [Último Acesso: 18 de Setembro de 2013]

Banco de Portugal (2011), “Análise sectorial do alojamento, restauração e similares”, *Estudos da central de balanços*, Novembro 2011. Disponível em URL: <http://www.bportugal.pt/pt-PT/ServicosaoPublico/CentraldeBalancos/Publicacoes/Biblioteca%20de%20Tumbnails/Estudos%20da%20CB%205_2011.pdf>, [Último Acesso: 18 de Setembro de 2013]

Banker, R.D., R.F. Charnes, & W.W. Cooper (1984), "Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis”, *Management Science* vol. 30, pp. 1078–1092.

Beaver, W. H., (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failure", *Journal of Accounting Research Supplement*, Vol. 4, 71-111, 1966.

Bellovary, J., Giacomino, D., Akers, M. (2007), “A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present”, *Journal of financial education*, volume 33, winter 2007.

Blum, M. (1974), “Failing company discriminant analysis”, *Journal of Accounting Research* 12(1): 1-25.

Bureau of Business Research (1930), “A test analysis of unsuccessful industrial companies”.

Cielen, A., Peeters, L., Vanhoof, K., (2004), “Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis”, *European Journal of Operational Research*, 16 April 2004, Vol. 154, 526-532.

Charnes, A., W.W. Cooper e E.L. Rhodes (1978), “Measuring the efficiency of decision making units”, *European Journal of Operational Research*, 429-444.

Chudson, W. (1945), “The Pattern of Corporate Financial Structure”, *New York: National Bureau of Economic Research*.

Chuvaklin, N., Gertmeniam, L. Wayne, (2003), “Bankruptcy prediction in the worldcom age”.

Coats, P. e L. Fant, (1993), “Recognizing financial distress patterns using a neural network tool”, *Financial management*, Autumn 1993, Vol. 22, Issue 3, 142-155.

Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (2004). Disponível em URL: < <http://www.dre.pt/pdf1s%5C2004%5C03%5C066A00%5C14021465.pdf>>, [Último Acesso: 18 de Setembro de 2013]

Cooper, W., Seiford, L., Zhu, J., (1990) “Data envelopment analysis: History, models and interpretations”, *Journal of Econometrics*, Vol. 46, 7-38

Deakin, E. (1972), “A discriminant analysis of predictors of business failure”, *Journal of Accounting Research* 10(1): 167-179.

Decreto-Lei 132/1993 de 23 de Abril, artigo 3. Disponível em URL: < http://www.igf.min-financas.pt/leggeraldocs/DL_132_93_COD_PRO_EMP_FALENCIA.htm>, [Último Acesso: 18 de Setembro de 2013]

Dyson, R., Allen, R., Camanho, A., Podinovski, V., Sarrico, C., (2001), “Pitfalls and protocols in DEA”, *European Journal of Operational Research*, 132 (2001), 245-259

Farrell, M.J. (1957), “The measurement of productive efficiency”, *Journal of the Royal Statistical Society*, 120, Part III: 253-290.

Fernández, M., Gutiérrez, F., (2012) “Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: Revisión de la investigación empírica reciente”, *RC-SAR*, Vol 15, Nº 1, 7-58, ISSN: 1138-4891

FitzPatrick, Paul J., Ph.D. (1932), "A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Companies".

Flagg, J., Giroux, G., Wiggins, C. (1991), "Predicting corporate bankruptcy using failing firms", *Review of Financial Economics*, September 22.

Golany, B., Roll, Y. (1989) "An application procedure for DEA", *OMEGA*, Vol. 17, No. 3, pp. 237-250

Hollingsworth, B., Smith, P., (2003), "Use of ratios in data envelopment analysis", *Applied Economics Letters*, 733-735.

Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação, Disponível em URL: <<http://www.iapmei.pt/iapmei-bmkartigo-01.php?temaid=2>>, [Último Acesso: 18 de Setembro de 2013]

Junior, Francisco (2003) "Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais"

Machado, José (2012), " Os primeiros impactos da adoção do SNC nas PME de excelência em Portugal".

Merwin, C., (1942), "Financing small corporations in five manufacturing industries", *New York: National Bureau of Economic Research*, 1926-1936.

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

Onusic, L., Nova, S., Almeida, F., (2007), "Modelos de previsão de insolvência utilizando a análise por envoltória de dados: aplicação a empresas brasileiras", *Revista de administração contemporânea*, Vol. 11.

Paradi, J., Asmild, M., Simak, P. (2004) "Using DEA and worst practice DEA in credit risk evaluation", *Journal of productivity analysis*, 21, 153-165

Pereira, J., Domínguez, M., Ocejo, J. (2007) "Modelos de previsão do fracasso empresarial: Aspectos a considerar", *Revista de estudos politécnicos*, 2007, Vol. IV, nº 7, 111-148

- Premachandra, I. M., Bhabra, G. S., Sueyoshi, T., (2009), “DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique”, *European journal of operational research*, 1 March 2009, Vol. 193, 412-424.
- Premachandra, I. M., Chen, Y., Watson, J., (2011), “DEA as a tool for predicting corporate failure and success: A case of bankruptcy assessment”, *Omega*, December 2011, Vol. 39, 620-626.
- Psillaki, M., Tsolas, I., Margaritis, D., (2010), “Evaluation of credit risk based on firm performance”, *European Journal of Operational Research*, 201 (2010), 873-881
- Santos, Paulo Jorge, (2000), “Falência empresarial – Modelo discriminante e logístico de previsão aplicado às PME do sector têxtil e do vestuário”.
- Shetty, U., Pakkala, T. P. M., Mallikarjunappa, T., (2012), “A modified directional distance formulation of DEA to assess bankruptcy: An application to IT/ITES companies in India”, *Expert systems with applications*, 1988-1997.
- Smith, P. (1997), “Model misspecification in Data Envelopment Analysis”, *Annals of Operations Research*, 73 (1997), 233-252
- Smith, R.F., Winakor, A.H., (1935), “Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Corporations”, *Bureau of Business Research, University of Illinois*.
- Sueyoshi, T., Goto, M., (2009a), “Methodological comparison between DEA (data envelopment analysis) and DEA-DA (discriminant analysis) from the perspective of bankruptcy assessment”, *European journal of operational research*, 1 December 2009, Vol. 199, 561-575.
- Sueyoshi, T., Goto, M., (2009b), “DEA-DA for bankruptcy-based performance assessment: Misclassification analysis of Japanese construction industry”, *European journal of operational research*, 1 December 2009, Vol. 199, 576-594.
- Sueyoshi, T., Goto, M., (2009c), “Can R&D expenditure avoid corporate bankruptcy? Comparison between Japanese machinery and electric equipment industries using DEA-discriminant analysis”, *European Journal of Operational Research*, 196 (2009), 289-311
- Wilson, R. e R. Sharda (1994), “Bankruptcy prediction using neural networks”, *Decision Support Systems* 11(5): 545-557.

Anexos

Anexo 1: Modelos de previsão de falência

Metodologia Utilizada	Autores	Ano
Análise Cluster	Calvo-Flores, García e Madrid	2006
Análise de Componentes Principais	López, Gandía e Molina	1998
	Canbas, Cabuk e Kilic	2005
Análise de Probabilidade Condicional	Casey e Bartczak	1985
	Gentry, Newbold e Whitford	1985
	Zavgren	1985
Análise de Regressão Logística	Martín	1977
	Santomero e Vinso	1977
	Ohlson	1980
	Collins e Green	1982
	Mensah	1984
	Zmijewski	1984
	Zavgren	1985
	Laffarga, Martín e Vázquez	1985
	Keasey e Watson	1987
	Rodríguez Fernández	1987
	Laffarga, Martín e Vázquez	1987
	Martínez, Navarro e Sanz	1989
	Pina	1989
	Rodríguez Fernández	1989
	Bell, Ribar e Verchio	1990
	Rodríguez Acebes	1990
	Gabás	1990
	Koh	1991
	Platt e Platt	1991
Mora	1994	
Fernandez e Olmeda	1995	

Metodologia Utilizada	Autores	Ano
Análise de Regressão Logística	Lizarraga	1997
	Gallego, Gómez e Yáñez	1997
	Serrano Cinca	1997
	López, Gandía e Molina	1998
Análise de Regressão Logística	Ferrando e Blanco	1998
	Lizarraga	1998
	Lennox	1999
	Laitinen e Kankaanpää	1999
	Westgaard e Wijst	2001
	Rodríguez López	2001
	Somoza	2001
	De Andrés	2001
	Platt e Platt	2002
	Román, De la Torre, Castillo e Merelo	2002
	Correa, Acosta e González	2003
	Canbas, Cabuk e Kilic	2005
	De la Torre, Gómez e Román	2005
	De Andrés	2005
	Calvo-Flores, García e Madrid	2006
	Jones e Hensher	2008
	Premachandra, Bhabra e Sueyoshi	2009
Xu e Zhang	2009	
Análise de Regressão Logística Multiperíodo	Beaver, McNichols e Rhie	2005
	Beaver, Correia e McNichols	2009
Análise de Sobrevivência	Laitinen e Kankaanpää	1999
Análise Discriminante	Ahn, Cho e Kim	2000
	Canbas, Cabuk e Kilic	2005
Análise Discriminante Linear	Altman, Marco e Varetto	1994
	Serrano Cinca	1996
	Laitinen e Kankaanpää	1999

Metodologia Utilizada	Autores	Ano
Análise Discriminante Múltipla	Altman	1968
	Meyer e Pifer	1970
	Deakin	1972
	Edmister	1972
	Blum	1974
	Libby	1975
	Sinkey	1975
	Altman, Haldeman e Narayanan	1977
	Dambolena e Khoury	1980
	Collins e Green	1982
	Gombola e Ketz	1983
	Taffler	1983
	Holder	1984
	Lincoln	1984
	Casey e Bartczak	1985
	Gentry, Newbold e Whitford	1985
	Laffarga, Martín e Vázquez	1987
	Edmister	1988
	Gabás	1990
	López, Moreno e Rodríguez	1994
	García, Arqués e Calvo-Flores	1995
	Lizarraga	1997
	Ferrando e Blanco	1998
	Lizarraga	1998
	Lennox	1999
	Crespo	2000
	Grice e Ingram	2001
	Swicegood e Clark	2001
	Rodríguez López	2001
	De Andrés	2001
Xu e Zhang	2009	

Metodologia Utilizada	Autores	Ano
Análise Multicritério	Park e Han	2002
Análise Univariada	Bureau of Business Research	1930
	FitzPatrick	1932
	Smith e Winakor	1935
	Merwin	1942
	Beaver	1966
	Beaver	1968
	Laffarga, Martín e Vázquez	1985
	Rodríguez Fernández	1989
	Gabás	1990
	López, Moreno e Rodríguez	1994
	Serrano Cinca	1997
Consideração de Métodos Contabilísticos Alternativos: O Princípio do Acréscimo	Elam	1975
	Norton e Smith	1979
	Platt, Platt e Pederson	1994
Dados Ajustados ao Nível dos Preços - Inflação	Ketz	1978
Data Envelopment Analysis	Sueyoshi e Goto (a, b e c)	2009
Data Envelopment Analysis, Aditivo	Kuo	2007
	Premachandra, Bhabra e Sueyoshi	2009
Data Envelopment Analysis, BCC	Nova, Onusic e Almeida	2004
Data Envelopment Analysis, No Radial	Paradi, Asmild e Simak	2004
Data Envelopment Analysis, Radial (CCR)	Cielen, Peeters e Vanhoof	2004
Data Envelopment Analysis, Super-eficiência	Premachandra, Chen e Watson	2011
Data Envelopment Analysis-Análise Discriminante	Sueyoshi e Goto (a, b e c)	2009
Escalonamento Multidimensional	Mar Molinero e Ezzamel	1991
Especialistas Julgamento Humano	Laitinen e Kankaanpää	1999
Híbrido: Conjuntos Aproximados-Redes Neurais	Ahn, Cho e Kim	2000
Influência de Variáveis Macroeconómicas	Rose, Andrews e Giroux	1982
	Mensah	1984
Inteligência Artificial	Surkan e Singleton	1992

Metodologia Utilizada	Autores	Ano
Inteligência Artificial	Dutta e Shekhar	1992
	Marose	1992
	Rughupathi, Schkade e Raju	1993
	De Miguel, Revilla, Rodríguez e Cano	1993
	Lacher, Coats, Sharma e Faut	1995
	Greenstein e Welsh	1996
	Martínez	1996
	Shin, Shin e Han	1998
	Koh e Tan	1999
	Zhang , Hu, Patuwo e Indro	1999
Inteligência Artificial: Algoritmo SEE5	De Andrés	2001
	Correa, Acosta e González	2003
Inteligência Artificial: Algoritmos Genéticos	Shin e Lee	2002
	Min, Lee e Han	2006
Inteligência Artificial: Árvores de Decisão	Bonsón, Escobar e Martín	1997
Inteligência Artificial: Redes Neurais	Bell, Ribar e Verchio	1990
	Odom e Sharda	1992
	Serrano e Martín del Brio	1993
	Coats e Fant	1993
	Serrano Cinca	1994
	Fernandez e Olmeda	1995
	Serrano Cinca	1996
	Del Rey	1996
	Serrano Cinca	1997
	López e Flórez	1999
	Ahn, Cho e Kim	2000
	Crespo	2000
	Román, De la Torre, Castillo e Merelo	2002
	Sem, Ghandforoush e Stivason	2004
De Andrés	2005	

Metodologia Utilizada	Autores	Ano
Inteligência Artificial: Redes Neurais	Tam	1991
Inteligência Artificial: Redes Neurais, BPNN	Tam e Kiang	1992
	Fletcher e Goss	1993
	Altman, Marco e Varetto	1994
	Wilson e Sharda	1994
	Tsukuda e Baba	1994
	Lesho e Spector	1996
	Barniv, Anurag e Leach	1997
	Bell	1997
	Piramuthu, Ragavan e Shaw	1998
	Atiya	2001
	Swicegood e Clark	2001
	Lee, Booth e Alam	2005
	Inteligência Artificial: Sistemas Especialistas	Messier e Hansen
McKee		1990
Introdução de Índices de Correção Monetária	Norton	1976
Introdução de Variáveis não Financeiras	Peel, Peel e Pope	1986
	Keasey e Watson	1987
Mapas Auto-organizados	Serrano Cinca	1996
	Kiviluoto	1998
	Kaski, Sinkkonen e Peltonen	2001
	Lee, Booth e Alam	2005
Mixed Logit	Jones e Hensher	2008
Modelo de Probabilidade Linear	Collins e Green	1982
Modelos de Partição Recursiva	Marais, Patell e Wolfson	1984
	Frydman, Altman e Kao	1985
	Gabás	1990
	Laitinen e Kankaanpää	1999
Probit	Canbas, Cabuk e Kilic	2005
Profissionais do Julgamento Humano	Swicegood e Clark	2001
Redes Neurais	Laitinen e Kankaanpää	1999

Metodologia Utilizada	Autores	Ano
Regressão Nominal (multilogit)	Arquero, Abad e Jiménez	2008
Support Vector Machines	Min, Lee e Han	2006
Teoria da Distância de Falha	Xu e Zhang	2009
Teoria dos Conjuntos Aproximados	Slowinski e Zopounidis	1995
	McKee	2000
	Rodríguez e Díaz	2005

Fonte: Fernández e Gutiérrez (2012)

Anexo 2: Análise sucinta dos estudos abordados na revisão da literatura

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis	Conclusões
Journal Bureau of Business Research (1930)	29 Empresas no setor da indústria	Análise univariada	Fundo de maneiio / Ativo total	Os 8 rácios são bons indicadores de falência
			Excedente + Reservas / Ativo total	
			Património liquido / Ativo fixo	
			Ativo fixo / Ativo total	
			Rácio de Liquidez	
			Património liquido / Ativo total	
			Vendas / Ativo Total	
			Fluxo de caixa / Ativo total	
FitzPatrick (1932)	19 Empresas falidas no setor da indústria	Análise univariada	Património liquido / Dívida	As empresas saudáveis apresentam rácios acima do rácio <i>standard</i>
	19 Empresas não falidas no setor da indústria		Lucro liquido / Património liquido	As empresas falidas apresentam rácios abaixo do rácio <i>standard</i>
Smith <i>et al.</i> (1935)	183 Empresas falidas no setor da indústria	Análise univariada	Fundo de maneiio / Ativo total	À medida que o ano de falência se aproximava os rácios diminuía substancialmente
Merwin (1942)	200 Empresas falidas de pequenos fabricantes	Análise univariada	Rácio de Liquidez	Estes rácios permitem prever a falência 4 a 5 anos antes da mesma acontecer
	381 Empresas não falidas de pequenos fabricantes		Fundo de maneiio / Ativo total	A diferença entre os rácios das empresas falidas e não falidas aumenta à medida que o ano de falência se aproxima
			Património liquido / Dívida total	
Beaver (1966)	79 Empresas falidas no setor da indústria	Análise univariada	Resultado liquido / Dívida total	Classificação correta de 87% das empresas das empresas falidas 1 ano antes do evento
			Resultado liquido / Vendas	Classificação correta de 78% das empresas das empresas falidas 5 anos antes do evento
			Resultado liquido / Património liquido	
	79 Empresas não falidas		Fluxo de caixa / Dívida total	Classificação correta de 78% das empresas das empresas falidas 5 anos antes do evento
			Fluxo de caixa / Ativo total	

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis	Conclusões
Altman (1968)	33 Empresas falidas no setor da manufatura	Análise multivariada	Fundo de maneiio / Ativo total	Classificação correta de 95% para 1 ano antes da falência
			Resultados transitados / Ativo total	Classificação correta de 72% para 2 anos antes da falência
	33 Empresas não falidas no setor da manufatura		EBIT / Ativo total	Classificação correta de 48% para 3 anos antes da falência
			Valor contabilístico / Passivo total	Classificação correta de 39% para 4 anos antes da falência
			Vendas / Ativo total	Classificação correta de 36% para 5 anos antes da falência
Deakin (1972)	32 Empresas falidas no setor da indústria	Análise multivariada	Fluxo de caixa / Dívida total	Classificação correta de 97% para 1 ano antes da falência
			Resultado liquido / Ativo total	
			Dívida total / Ativo total	
			Ativo corrente / Ativo total	Classificação correta de 95% para 2 anos antes da falência
			Ativo de curto prazo / Ativo total	
	Fundo de maneiio / Ativo total		Classificação correta de 95% para 3 anos antes da falência	
	Fluxo de caixa / Ativo total			
	Ativo corrente / Passivo corrente			
	Ativo de curto prazo / Passivo corrente		Classificação correta de 80% para 4 anos antes da falência	
	Fluxo de caixa / Passivo corrente			
	Ativo corrente / Vendas			
	32 Empresas não falidas no setor da indústria		Ativo de curto prazo / Vendas	Classificação correta de 83% para 5 anos antes da falência
			Fundo de maneiio / Vendas	
Fluxo de caixa / Vendas				

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis	Conclusões
Blum (1974)	115 Empresas falidas no setor da indústria	Análise multivariada	Fundo de maneiio / Ativo total	Classificação correta de 94% para 1 ano antes da falência
			Fluxo de caixa / Dívida total	Classificação correta de 80% para 2 anos antes da falência
	115 Empresas não falidas no setor da indústria		Tendência de quebras de ativo liquido de curto prazo / Inventário	Classificação correta de 70% para 3 anos antes da falência
			Ativo liquido de curto prazo / Inventário	Classificação correta de 70% para 4 anos antes da falência
			Taxa de retorno aos acionistas	Classificação correta de 70% para 5 anos antes da falência
Ohlson (1980)	105 Empresas falidas no setor da indústria	Regressão logística	Dimensão = $\text{Log}(\text{Ativo total} / \text{GNP indicador nível preço})$	O-Score apresenta resultados modestamente mais precisos que a análise discriminante
			Passivo total / Ativo total	
			Fundo de maneiio / Ativo total	
			Passivo corrente / Ativo corrente	
	2058 Empresas não falidas no setor da indústria		1 se Passivo total excede ativo total, Zero se o contrario	
			Resultado liquido / Ativo total	
			Fundos provenientes de operações / Passivo total	
			1 se Resultado liquido for negativo para os últimos 2 anos, Zero se o contrario	
			$\text{CHIN} = (\text{Nit} - \text{Nit-1}) / (\text{Nit} + \text{Nit-1})$, onde Nit é o resultado liquido para o período mais recente	
Flagg <i>et al.</i> (1991)	26 Empresas falidas no setor de manufatura e serviços	Regressão logística	Rácio de Liquidez	Em termos gerais a regressão logística atingiu uma taxa classificações corretas de 94%
			EBIT / Ativo total	
	176 Empresas não falidas no setor de manufatura e serviços		Resultados transitados / Ativo total	
			Dívida total / Ativo total	

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis	Conclusões
Coats <i>et al.</i> (1993)	94 Empresas falidas no setor da indústria	Redes neuronais	Ativo total / Índice de preços	As redes neuronais apresentam melhores resultados quando a amostra contém grandes percentagens de empresas falidas
			Passivo total / Ativo total	
	188 Empresas não falidas no setor da indústria	Análise discriminante multivariada	Ativo circulante / Ativo total	A análise discriminante multivariada apresenta melhores resultados quando a amostra está equilibrada entre empresas falidas e não falidas
			Passivo de curto prazo / Ativo circulante	
Resultado líquido / Ativo total				
			Fluxo de caixa / Passivo total	
Wilson <i>et al.</i> (1994)	95 Empresas falidas no setor da indústria	Redes neuronais	Fundo de maneo / Ativo total	6 dos 9 testes efetuados as redes neuronais superaram a análise discriminante multivariada
			Resultados transitados / Ativo total	Em todas as amostras testadas as redes neuronais apresentaram alguns erros tipo I
	64 Empresas não falidas no setor da indústria	Análise discriminante multivariada	EBIT / Ativo total	Em todas as amostras testadas a análise discriminante multivariada não apresentou erros
			Valor contabilístico / Passivo total	
			Vendas / Ativo total	

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis	Conclusões
Cielen <i>et al.</i> (2004)	90 Bancos falidos	Programação linear	Capital / Ativo total	DEA apresenta uma solução ideal devido á sua linguagem representativa
			Lucros acumulados / Ativo total	
			Impostos e encargos sociais / Dívida de curto prazo	
			Caixa/Ativos correntes restritivos	
			Trabalhos em curso, produtos acabados e contratos em progresso / Ativo circulante	
	276 Bancos não falidos	Árvores de decisão	Valores a pagar no prazo de um ano em instituições de crédito / Dívida de curto prazo	DEA apresenta melhor desempenho em termos de precisão, custo, implementação e compreensão
			Fluxo de caixa operacional antes dos impostos / Ativos totais	
			Fluxo de caixa antes de dividendos / Dívida total	
		DEA	Lucro ou perda operacional após depreciação antes de encargos financeiros e impostos / Ativo total	
			Ativo circulante / Dívidas de curto prazo	
Valores a receber no prazo de um ano + investimentos + caixa / valores a pagar no prazo de um ano				
Passivo externo / Ativo total				

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis		Conclusões
Paradi <i>et al.</i> (2004)	28 Empresas falidas no setor de manufatura	DEA	Ativo total		DEA classificou corretamente 100% das empresas falidas
			Fundo de maneiio		
			Lucro antes de juros, impostos, depreciações e amortizações (EBITDA)		
			Lucros acumulados		
	275 Empresas não falidas no setor de manufatura		Capital próprio		DEA classificou corretamente 67% das empresas não falidas
			Passivo corrente		
			Encargos financeiros		
			Fluxo de caixa		
			Estabilidade dos lucros		
			Passivo total		
Onusic <i>et al.</i> (2007)	10 Empresas falidas no setor da indústria	DEA - BCC	Inputs	Outputs	DEA classificou corretamente 90% das empresas falidas
			Endividamento geral	Crescimento das vendas	DEA classificou corretamente 74% das empresas não falidas
	Endividamento de longo prazo		Rendibilidade do ativo	DEA em termos gerais classificou corretamente 76,6% dos casos	
	Composição do endividamento		Rotação do ativo		

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis		Conclusões
Premachandra <i>et al.</i> (2009)	100 Empresas no setor da indústria	DEA - aditivo	Inputs	Outputs	DEA identificou corretamente 84%-89% dos casos de falência contra 16%-64% da programação linear
			Fluxo de caixa / Ativo total	Dívida total / Ativo total	
			Resultado líquido / Ativo total		
	1533 Empresas não falidas no setor da indústria	Programação linear	Fundo de maneo / Ativo total	Passivo circulante / Ativo total	Programação linear identificou corretamente 69%-99% dos casos de não falência contra 68%-83% do DEA
			Ativo circulante / Ativo total		
			EBIT / Ativo total		
EBIT / Encargos financeiros					
951 Empresas não falidas no setor da indústria	DEA - DA	Inputs	Outputs	O modelo CCR em termos gerais classificou corretamente 72% enquanto que o DEA-DA classificou corretamente 92%	
		Fluxo de caixa / Ativo total	Dívida total / Ativo total		
	DEA - RAM	Resultado líquido / Ativo total			
		Fundo de maneo / Ativo total			
	DEA - Aditivo	Ativo circulante / Ativo total		Passivo circulante / Ativo total	O modelo CCR apresentou 97% relativamente a erros do tipo I enquanto que o modelo DEA-DA apresentou apenas 15%
		EBIT / Ativo total			
DEA - BCC	EBIT / Encargos financeiros				
	Valor de mercado / Valor contabilístico				
50 Empresas falidas no setor da indústria	DEA - CCR	Valor de mercado / Valor contabilístico		O modelo DEA-DA apresenta 4,4% relativamente a erros do tipo II enquanto que os 4 modelos de DEA apresentam apenas 1,3%	

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis	Conclusões
Sueyoshi <i>et al.</i> (2009b)	1021 Empresas não falidas no setor da construção Japonesa	DEA - DA	Resultado operacional / Capital próprio	DEA-DA classificou erradamente tanto empresas falidas como não falidas
	Resultado líquido / Capital próprio			
	Resultado operacional / Proveito operacional			
	Resultado líquido / Proveito operacional			
	70 Empresas falidas no setor da construção Japonesa		Capital próprio / (Passivo + Capital)	DEA-DA indicou que as performances financeiras das empresas não falidas classificadas erradamente como falidas não estavam ao nível das empresas falidas
			(Passivo + Juros) / Capital próprio	
			(Resultado operacional + Receita de juros) / Encargos financeiros	
			(Proveito operacional / Proveito operacional de 5 anos antes) - 1	
			(Proveito operacional / Proveito operacional de 1 ano antes) - 1	
			(Capital próprio / Capital próprio de 5 anos antes) - 1	
			(Capital próprio / Capital próprio de 1 ano antes) - 1	DEA-DA indicou que as performances financeiras das empresas de construção se deterioraram gradualmente ao longo do período da amostra em estudo
			Receita total	
			Capital total	
			Fluxo de caixa / (Rácio do passivo + juros)	

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis	Conclusões			
Sueyoshi <i>et al.</i> (2009c)	494 Empresas não falidas no setor indústria de máquinas e equipamento elétrico Japonês	DEA - DA	Resultado líquido / Capital próprio	O DEA-DA classificou corretamente 36,4% das empresas falidas e 99,6% das empresas não falidas do setor da indústria de máquinas			
			Resultado líquido / Proveito operacional				
			(Resultado operacional + Receita de juros) / Encargos financeiros				
			(Proveito operacional / Proveito operacional de 5 anos antes) - 1				
	22 Empresas falidas no setor indústria de máquinas e equipamento elétrico Japonês				(Capital próprio / Capital próprio de 1 ano antes) - 1	O DEA-DA classificou corretamente 43,3% das empresas falidas e 99,8% das empresas não falidas do setor da indústria de equipamento elétrico	
					Fluxo de caixa / (Passivo + juros)		
					Despesas I&D / Total vendas (%)		
					Receita total		
					Capital próprio / (Passivo + Capital)		

Autores	Amostra	Modelos	Variáveis		Conclusões
Premachandra <i>et al.</i> (2011)	50 Empresas falidas no setor da indústria	DEA – super-eficiência	Inputs	Outputs	DEA super-eficiência é mais fraco na previsão de empresas falidas comparativamente com as empresas não falidas
			Fluxo de caixa / Ativo total	Dívida total / Ativo total	
			Resultado líquido / Ativo total		
			Fundo de maneo / Ativo total		
	901 Empresas não falidas no setor da indústria		Ativo circulante / Ativo total	Passivo circulante / Ativo total	
			EBIT / Ativo total		
			EBIT / Encargos financeiros		
			Valor de mercado / Valor contábilístico		
Shetty <i>et al.</i> (2012)	66 Empresas no setor de tecnologia da informação da Índia	DEA - Modelo M3	Inputs	Outputs	Valores consistentes em cada ano de falência
			Dívida total / Ativo total	ROI / Ativo total	
			Passivo circulante / Ativo total	Fluxo de caixa / Ativo total	As empresas de pior performance não são necessariamente empresas falidas
			Passivo total / Ativo total	Ativo circulante / Ativo total	
				Fundo de maneo / Ativo total	Os valores indicam que essas empresas estão propensas a dificuldades financeiras
				Valor de mercado / Valor contábilístico	
	EBIT / Ativo total				

Fonte: Elaboração própria

Anexo 3: Resultados da aplicação da metodologia DEA na amostra selecionada para cada ano em estudo

DMU	Score 2006	DMU	Score 2007
Docentro-Gelatarias, Lda.	100,00%	Docentro-Gelatarias, Lda.	100,00%
Gostinho Beirao - Actividades Hoteleiras, Lda.	100,00%	Dourest - Gestao Hoteleira, S.A	100,00%
Joao Areias, Unipessoal, LDA	100,00%	Gostinho Beirao - Actividades Hoteleiras, Lda.	100,00%
Turivagos - Empreendimentos Turisticos, LDA	100,00%	Patio DOS Leitoes De Alfragide - Restauração, Lda.	100,00%
Confeitaria A Chaleira, Lda.	100,00%	Peralta & Peralta, Lda.	100,00%
DOM Paco - Actividades De Similares De Hotelaria, Lda.	100,00%	Confeitaria A Chaleira, Lda.	100,00%
Actividades Hoteleiras OS Baloos, Lda.	100,00%	DOM Paco - Actividades De Similares De Hotelaria, Lda.	100,00%
Caravela, Alimentação, S.A.	100,00%	Antonio Rodrigues Fontes, Lda.	100,00%
Emilio & Isabel, S.A.	100,00%	Arguiz & Gonzalez, Lda.	100,00%
Fernandes & Carmo, LDA	100,00%	Azevedo & Silva, LDA	100,00%
Manuel Lopes Vieira, Lda.	100,00%	Borges & Esteves, LDA	100,00%
Martins & Leontina-Actividades Hoteleiras, Lda.	100,00%	Caravela, Alimentação, S.A.	100,00%
Monteiro & Vicente, Lda.	100,00%	Emilio & Isabel, S.A.	100,00%
Pastelaria Ribeiro De Pacheco & Costa, Lda.	100,00%	Manuel Lopes Vieira, Lda.	100,00%
Pinheiro & Puga, Lda.	100,00%	Mercearia, Charcutaria Actividades Hoteleiras Progresso	100,00%
Pinto & Castro, LDA	100,00%	Morais & Isidoro LDA	100,00%
Pomar De Alvalade, LDA	100,00%	Pastelaria Ribeiro De Pacheco & Costa, Lda.	100,00%
Silva, Lobo & Abreu, LDA	100,00%	Pinheiro & Puga, Lda.	100,00%
Sociedade Comercial Barros & Rocha, LDA	100,00%	Sociedade Comercial Barros & Rocha, LDA	100,00%
SRN - Sociedade De Restaurantes Navais, S.A.	100,00%	SRN - Sociedade De Restaurantes Navais, S.A.	100,00%
CHA E Guloseimas-Casa De Cha, Unipessoal, Lda.	95,92%	Casimiro Barbosa, Lda.	99,11%
Gloria Latina - Similares De Hotelaria, Lda.	91,27%	Turivagos - Empreendimentos Turisticos, LDA	96,72%
Silva & Capelo, Lda.	86,63%	Luis Teixeira, Lda.	95,29%
Sabores Madeirenses - Restaurante, Lda.	81,73%	Animacentro - Animação, Lazer E Actividades Turisticas,	93,99%
Morais & Isidoro LDA	79,40%	Cervejaria Abrigo, Lda.	93,60%
Rodrigues & Ventura, Lda.	76,33%	Silva, Lobo & Abreu, LDA	84,48%
Restaurante Nacional, Lda.	75,41%	Martins & Leontina-Actividades Hoteleiras, Lda.	84,03%
Dourest - Gestao Hoteleira, S.A	75,30%	Gonzalez & Lamela, Lda.	83,00%
Patio DOS Leitoes De Alfragide - Restauração, Lda.	72,20%	Purezas Bar - Actividades Hoteleiras, LDA	82,49%
Casimiro Barbosa, Lda.	71,80%	Pinto De Almeida, Lda.	80,04%
Luis Teixeira, Lda.	71,61%	Melim & Pereira, Lda.	78,95%
Gonçalves & Tabuas, Lda.	70,97%	Pastelaria E Charcutaria RIO Ceira, Lda.	75,92%
Leitaria Marisa, Lda.	70,91%	Gonçalves & Tabuas, Lda.	75,84%
Sabus-Sociedade Turistica De Bares E Restaurantes, Lda.	70,87%	Amilcar Gil, LDA	74,97%

DMU	Score 2006	DMU	Score 2007
Ritonicho - Restaurante E CafÚ, Lda.	69,11%	Manuel Vinagre Montez, Lda.	73,72%
Freitas & Cia., Lda.	69,08%	Sabores Madeirenses - Restaurante, Lda.	72,37%
J. J. Sousa, Lda.	68,21%	Pastelaria Namur, Lda.	69,12%
Manuel Vinagre Montez, Lda.	66,81%	Pastelaria Baloibo, Lda.	67,62%
Pinto De Almeida, Lda.	66,22%	M. Pereira & Santos, Lda.	65,70%
Gambamar - Actividades Hoteleiras, Lda.	65,88%	Dias & Gorjao, Lda.	64,84%
Antero & Fernandes, Lda.	65,08%	Restaurante Nacional, Lda.	64,67%
Gonzalez & Lamela, Lda.	64,81%	Antunes & Cardoso, LDA	63,89%
Amilcar Gil, LDA	64,38%	Pastelaria POR DO Sol, Lda.	63,76%
M. Pereira & Santos, Lda.	63,99%	J. L. Salgueiro Tavares, Lda.	62,87%
Ramos & Antunes, Lda.	63,57%	Pastelaria Pera Doce, LDA	61,64%
Sociedade De Restaurantes Campol, LDA	63,31%	Caetano & Cardoso, Lda.	60,91%
Manuel Domingues Tamanho & Cia, Lda.	63,26%	Latratoria-Turismo E Hotelaria, Lda.	60,77%
Clube 21 - Sociedade Exploradora De Bares E Restaurante	62,31%	Area De Serviço Monte Alto I.P. 5, Lda.	60,55%
Alexandre & Alexandre, LDA	61,56%	Inacia & Gonzalez, Lda.	60,10%
Dias & Gorjao, Lda.	61,02%	Fernandes & Carmo, LDA	60,09%
Antunes & Cardoso, LDA	60,09%	Manuel Gonzalez & Irmaos, Lda.	60,09%
Vasconcelos & Domingos, LDA	59,88%	Pomar De Alvalade, LDA	59,74%
Antonio Rodrigues Fontes, Lda.	59,50%	Monteiro & Vicente, Lda.	58,32%
Animacentro - Animaçao, Lazer E Actividades Turisticas,	59,11%	Teixeira & Petitpierre - Serviços De Restauraçao LDA	57,70%
Mercearia, Charcutaria Actividades Hoteleiras Progresso	58,95%	Gloria Latina - Similares De Hotelaria, Lda.	57,40%
Purezas Bar - Actividades Hoteleiras, LDA	58,57%	Ritonicho - Restaurante E CafÚ, Lda.	57,16%
Caetano & Cardoso, Lda.	57,26%	Antonio DA Rocha & Cia., LDA	56,75%
Borges & Esteves, LDA	56,69%	Manuel Domingues Tamanho & Cia, Lda.	56,54%
ChacafÚ - Salao De CHA E Confeitaria LDA	56,35%	Simoes & Gala, Lda.	55,85%
Latratoria-Turismo E Hotelaria, Lda.	56,25%	Peres & Teixeira, Lda.	55,66%
Quinta DA Preza-Empreendimentos Turisticos, Lda.	55,69%	Morrik, Restauraçao, Lda.	55,56%
Teixeira & Cruz, LDA	55,61%	Sinal Vermelho-Actividades Hoteleiras De Marques & Abre	55,45%
Pereira & Rocha, LDA	55,26%	Oliveira & Pacheco,Lda.	55,11%
Chique DA Palhava, LDA	54,37%	Armenio & Irmao, Lda.	54,96%
Arguiz & Gonzalez, Lda.	54,28%	Vasconcelos & Domingos, LDA	54,87%
A.Figueiredo & Dias, LDA	54,05%	Carvoaria Mimosa, Lda.	54,53%
Pastelaria Namur, Lda.	53,92%	Rodrigues & Ventura, Lda.	53,84%
Teixeira & Petitpierre - Serviços De Restauraçao	53,39%	Adega DOS Unidos DO Bairro Santos, Lda.	52,91%
Sociedade De Pastelarias Bomarte, Lda.	53,08%	J. J. Sousa, Lda.	52,87%
Cafe Restaurante Nicola De Coimbra, Lda.	53,01%	Tratto Fino - Sociedade Hoteleira, LDA	52,13%
Simoes & Gala, Lda.	52,93%	Gambamar - Actividades Hoteleiras, Lda.	52,05%
Oliveira & Pacheco,Lda.	52,65%	Flavio & Sousa, Lda.	50,16%
Antonio DA Rocha & Cia., LDA	52,57%	Ramos & Antunes, Lda.	50,06%
Manuel F. Sequeira & Irmao, Lda.	52,48%	Sabus-Sociedade Turistica De Bares E Restaurantes, Lda.	50,03%

DMU	Score 2006	DMU	Score 2007
Beira-Mar, Actividades Hoteleiras, Lda.	52,29%	Pereira & Rocha, LDA	49,42%
Artelinho-Restaurante E Bar, Lda.	52,27%	Alexandre & Alexandre, LDA	48,94%
Rocha, Silva & Santos, Lda.	51,98%	Loureiro & Ferreira, LDA	48,93%
Ferreira, Elvino & Constancio, Lda.	51,71%	Supermercado Moderno De Caxias, Lda.	47,26%
Supermercado Moderno De Caxias, Lda.	51,67%	Lopes & Silva, LDA	47,10%
Casa DO B+U LDA	51,37%	Azevedo & Figueiredo, Unipessoal, Lda.	46,86%
Sitio Certo-Sociedade De Exploracao Hoteleira, LDA	51,36%	Almeida, Santos & Coelho, Lda.	46,84%
Lopes & Silva, LDA	51,35%	Cave Regional De Almopageme, Unipessoal, Lda.	46,58%
Armenio & Irmão, Lda.	50,85%	CHA E Guloseimas-Casa De Cha, Unipessoal, Lda.	46,51%
Azevedo & Figueiredo, Unipessoal, Lda.	50,81%	Pinto & Castro, LDA	45,28%
Jose Alves & Teixeira, Lda.	50,74%	Cafe Restaurante Nicola De Coimbra, Lda.	44,94%
Pastelaria POR DO Sol, Lda.	50,56%	Antunes & Santos, Lda.	44,91%
Peres & Teixeira, Lda.	50,01%	Ramiro & Fernandes, Lda.	42,94%
Eusebio Rocha & Martins, Lda.	49,89%	Sociedade De Pastelarias Bomarte, Lda.	42,37%
J. L. Sagueiro Tavares, Lda.	49,76%	Clube 21 - Sociedade Exploradora De Bares E Restaurante	42,02%
Antunes & Santos, Lda.	49,39%	Joao Areias, Unipessoal, LDA	41,94%
Jose Nunes Ferreira, Lda.	49,18%	Jose Alves & Teixeira, Lda.	41,94%
J.Martins De Carvalho, LDA	48,84%	Moises DOS Leitões - Churrascaria, LDA	41,71%
Sprs - Gestao E Exploracao De Restaurantes, LDA	48,55%	Duarte & Alves, LDA	40,22%
Buraquinho Actividades Hoteleiras, Lda.	47,87%	Abel Nogueira Pimenta & Irmão, Lda.	40,19%
EDUARDO,LOPES & C.ª, LDA	47,82%	Pingue-Pongue-Actividades Hoteleiras, Lda.	39,67%
Adega DOS Unidos DO Bairro Santos, Lda.	47,60%	EDUARDO,LOPES & C.ª, LDA	39,58%
Bar Restaurante Petisqueiro, Lda.	47,49%	Itso Cafés E Catering S.A.	39,55%
Pastelaria Baloíço, Lda.	47,03%	Tutilanche - Actividades Hoteleiras, Lda.	39,46%
Tratto Fino - Sociedade Hoteleira, LDA	46,58%	Ferreira, Elvino & Constancio, Lda.	39,06%
Melim & Pereira, Lda.	46,57%	Barata & Gomes, LDA	38,78%
Fernandes & Pinto, Lda.	46,49%	Barreiro & Irmão, Abraão, Lda.	38,18%
Inacia & Gonzalez, Lda.	46,45%	Sitio Certo-Sociedade De Exploracao Hoteleira, LDA	38,14%
Carvoaria Mimosa, Lda.	46,18%	Teixeira & Cruz, LDA	37,54%
Bento & Gonçalves, Lda.	45,43%	O BEM Amado - Actividades Hoteleiras, Lda.	37,27%
Pastelaria E Charcutaria RIO Ceira, Lda.	45,16%	Curral DOS Caprinos-Actividades Hoteleiras, LDA	37,04%
Almeida, Santos & Coelho, Lda.	45,12%	Quinta DA Preza-Empreendimentos Turisticos, Lda.	36,50%
Acomat - Agencia Comercial Atlantica, Lda.	44,81%	Fernandes & Pinto, Lda.	36,03%
Garcia & Martins, LDA	44,74%	Beira-Mar, Actividades Hoteleiras, Lda.	35,45%
Cervejaria Abrigo, Lda.	43,97%	Actividades Hoteleiras OS Baloés, Lda.	35,00%
Loureiro & Ferreira, LDA	43,93%	Rocha, Silva & Santos, Lda.	34,04%
Joao Daniel Valerio & Filhos, Lda.	43,55%	Abreu & Diniz, Lda.	33,78%
Tutilanche - Actividades Hoteleiras, Lda.	43,15%	Chique DA Palhava, LDA	33,66%
Curral DOS Caprinos-Actividades Hoteleiras,	42,91%	A.Figueiredo & Dias, LDA	33,54%

DMU	Score 2006	DMU	Score 2007
Lingote-Actividades Hoteleiras, LDA	42,62%	Chacafú - Salao De CHA E Confeitaria LDA	33,34%
Casa DA India, Lda.	42,59%	Irmaos Moscoso, Lda.	33,08%
Ramiro & Fernandes, Lda.	42,32%	Almeida & Gomes, Lda.	33,00%
Joaquim & Jesus, Lda.	42,27%	Beira Cavado - Sociedade De Restauração, Lda.	32,99%
Sinal Vermelho-Actividades Hoteleiras De Marques & Abre	41,92%	Acomat - Agencia Comercial Atlantica, Lda.	32,89%
Barata & Gomes, LDA	41,83%	Levitas & Pacheco-Actividade Hoteleira,Lda.	32,54%
Morrik, Restauração, Lda.	41,78%	Fernando De Almeida Martins Toscano, LDA	32,46%
Tavora & Cortegaña, Lda.	41,67%	Lingote-Actividades Hoteleiras, LDA	32,37%
Santos & Ventura, Lda.	41,18%	Liberto Mealha S.A.	32,10%
Abreu & Diniz, Lda.	41,07%	Techa-Actividades Hoteleiras, Lda.	31,82%
Taverna O Caldeiro-Industrias Hoteleiras, Lda.	41,06%	Charcutaria Cristabela, Lda.	31,26%
Azevedo & Silva, LDA	41,03%	J.Gueifao, Lda.	30,93%
Pastelaria Pera Doce, LDA	40,87%	Bento & Gonçaves, Lda.	30,50%
Avila-Actividades Hoteleiras, LDA	40,42%	Santos & Ventura, Lda.	30,27%
Pastelaria Central DA Bobadela, Lda.	40,22%	Marques & Cabrito,Lda.	30,10%
Banheiros Praia-Sintra, Lda.	39,61%	Pinto & Nascimento, LDA	30,03%
Techa-Actividades Hoteleiras, Lda.	39,50%	Estevao & Silva, Lda.	30,02%
Almeida & Gomes, Lda.	39,49%	Casa DO B+U LDA	29,87%
O BEM Amado - Actividades Hoteleiras, Lda.	39,38%	Neves & Domingues, Lda.	29,59%
Solar Beirao-Actividades Hoteleiras, LDA	38,74%	A Segurelha - Restaurante, LDA	29,40%
Amilcar Ferreira DA Fonseca, LDA	38,74%	M. Camilo De Sousa, Lda.	29,22%
Area De Serviço Monte Alto I.P. 5, Lda.	38,67%	Bar Restaurante Petisqueiro, Lda.	28,94%
Adega Nortenha, Lda.	38,34%	Adega Nortenha, Lda.	28,65%
Abel Nogueira Pimenta & Irmão, Lda.	37,95%	Eusebio Rocha & Martins, Lda.	28,49%
Manuel Alvarez, LDA	37,91%	Tavora & Cortegaña, Lda.	28,39%
Santos & Vitoria, LDA	37,82%	Casa DA India, Lda.	28,17%
Sancho & Rodrigues, Lda.	37,61%	Actividades Hoteleiras Van Dique, Lda.	27,80%
Luminosa-Actividades Hoteleiras, LDA	37,36%	A. Dias De Carvalho,Lda.	27,66%
Custodio Heliodoro Sesoës, Lda.	37,25%	Sprs - Gestao E Exploração De Restaurantes, LDA	27,53%
Flavio & Sousa, Lda.	37,20%	Carvoaria Jacto, Lda.	27,34%
Dominguez & Moure, Lda.	37,14%	Leitaria Marisa, Lda.	27,05%
Liberto Mealha S.A.	37,09%	Dominguez & Moure, Lda.	26,90%
Carvoaria Jacto, Lda.	36,60%	Oliveira & Rosas, Lda.	26,54%
Alves & Cerdeira, Lda.	36,43%	Caves DA Madalena, Lda.	26,24%
Marques & Cabrito,Lda.	36,28%	Artelinho-Restaurante E Bar, Lda.	26,24%
Almeida, Almeida & Dias, Lda.	35,87%	Amilcar Ferreira DA Fonseca, LDA	26,13%
Estevao & Silva, Lda.	35,78%	Ferreira, Couto & Lemos, Lda.	26,08%
Irmaos Moscoso, Lda.	33,98%	Sancho & Rodrigues, Lda.	25,93%
A. Dias De Carvalho,Lda.	33,69%	Buraquinho Actividades Hoteleiras, Lda.	25,64%
Charcutaria Cristabela, Lda.	33,16%	Lima E Fernandes, Lda.	25,62%
Sucos De Frutas Fornos, Lda.	32,52%	Custodio Heliodoro Sesoës, Lda.	25,54%

DMU	Score 2006	DMU	Score 2007
Filipe, Pereira & Levita, Lda.	32,43%	Marques & Gameiro - Hotelaria LDA	25,13%
Oliveira & Rosas, Lda.	32,36%	Antonio DA Conceição De Oliveira, Lda.	24,94%
J.Gueifao, Lda.	32,32%	Portimaia-Empreendimentos Hoteleiros, LDA	24,73%
Antonio DA Conceição De Oliveira, Lda.	32,25%	Jose DA Silva & Teixeira, Lda.	24,52%
Actividades Hoteleiras O Cantinho DA Rita De Amorim & L	32,16%	Garcia & Martins, LDA	24,50%
Cave Regional De Almopageme, Unipessoal, Lda.	32,12%	Jose Fernandes Martins & Cia., Lda.	24,09%
Juliao & Constante, LDA	32,12%	Solar Beirao-Actividades Hoteleiras, LDA	24,03%
Teofilo & Leitao, Lda.	32,08%	Bolina-Actividades Hoteleiras,Lda.	23,40%
Raul Silva Neves, Lda.	31,75%	Sucos De Frutas Fornos, Lda.	23,38%
Manuel Gonzalez & Irmaos, Lda.	31,23%	Antero & Fernandes, Lda.	23,20%
Levitas & Pacheco-Actividade Hoteleira,Lda. .	31,18%	Joaquim & Jesus, Lda.	23,16%
Jose & Pena, Lda.	30,84%	Avila-Actividades Hoteleiras, LDA	22,74%
Nunes & Costa,Lda.	30,60%	Banheiros Praia-Sintra, Lda.	22,74%
Lima E Fernandes, Lda.	30,49%	Teofilo & Leitao, Lda.	22,59%
M. Camilo De Sousa, Lda.	30,38%	Silva & Capelo, Lda.	22,53%
Bolina-Actividades Hoteleiras,Lda.	30,36%	J.Martins De Carvalho, LDA	22,27%
Duarte & Alves, LDA	30,20%	Sociedade De Restaurantes Campol, LDA	22,25%
Pinto & Nascimento, LDA	29,77%	Jose & Pena, Lda.	22,15%
Pingue-Pongue-Actividades Hoteleiras, Lda.	29,52%	Fernando, Santos & Silva, Lda.	21,82%
Barreiro & Irmao,Abraao,Lda.	29,42%	Academia DOS Grelhados-Sociedade De Restauração, LDA	21,79%
Cerqueira & Barroso-Exploração Hoteleira ,Compra E Vend	29,13%	Lourenço & Milheiro, Lda.	21,57%
Fernando, Santos & Silva, Lda.	28,54%	Grça & Jesus, LDA	21,21%
Actividades Hoteleiras Van Dique, Lda.	27,82%	Saragoga & Vieira, Lda.	21,18%
Fernando De Almeida Martins Toscano, LDA	27,69%	Actividades Hoteleiras O Cantinho DA Rita De Amorim & L	20,85%
Marques & Gameiro - Hotelaria LDA	27,62%	Luminosa-Actividades Hoteleiras, LDA	20,59%
Claudionor Sobral, Lda.	27,15%	Pastelaria Central DA Bobadela, Lda.	20,30%
Saragoga & Vieira, Lda.	26,66%	Freitas & Cia., Lda.	19,94%
Caves DA Madalena, Lda.	26,52%	Antonio & Lopes, LDA	19,32%
Ramos DA Silva & Machado, Lda.	26,37%	Manuel Alvarez, LDA	19,29%
Beira Cavado - Sociedade De Restauração, Lda.	25,55%	Alves & Cerdeira, Lda.	18,55%
A Segurelha - Restaurante, LDA	24,74%	Jose Nunes Ferreira, Lda.	18,35%
O Pipas-Actividades Hoteleiras, LDA	24,22%	Santos & Vitoria, LDA	17,76%
Lautasco-Sociedade De Actividades Hoteleiras, Lda.	24,03%	Brunardi, Sociedade Exploradora De Bares E Jogos LDA	17,51%
Lourenço & Milheiro, Lda.	23,99%	Manuel F. Sequeira & Irmao, Lda.	17,46%
Academia DOS Grelhados-Sociedade De Restauração, LDA	23,84%	Nunes & Costa,Lda.	17,45%
Lumar, Lda.	23,79%	Carlos Gomes & Irmaos, Lda.	17,36%
Neves & Domingues, Lda.	23,73%	Cerqueira & Barroso-Exploração Hoteleira ,Compra E Vend	17,03%
Grça & Jesus, LDA	23,30%	Raul Silva Neves, Lda.	16,96%
Ferreira, Couto & Lemos, Lda.	22,66%	Fernandes & Queiros LDA	16,44%

DMU	Score 2006	DMU	Score 2007
Pascacio & Carvalho, LDA	22,40%	Cerqueira & Rodrigues, Lda.	16,33%
Duarte & Ferreira, Lda.	22,28%	Filipe, Pereira & Levita, Lda.	15,04%
Itso CafÚs E Catering S.A.	21,76%	Ramos DA Silva & Machado, Lda.	14,90%
Millan & Jesus, Lda.	21,50%	O Pipas-Actividades Hoteleiras, LDA	14,49%
Monteiro & Albuquerque, LDA	21,35%	Gouveia & Fonseca, Lda.	13,90%
Santos, Gonçaves & Silva, LDA	21,32%	Pascacio & Carvalho, LDA	13,88%
Cerqueira & Rodrigues, Lda.	20,26%	Churrasco Central DO Laranjeiro, Lda.	13,77%
Fernandes & Queiros LDA	20,26%	Millan & Jesus, Lda.	13,72%
Jose Fernandes Martins & Cia., Lda.	20,00%	Joao Daniel Valerio & Filhos, Lda.	13,71%
Portimaia-Empreendimentos Hoteleiros, LDA	19,74%	David & Relo, Lda.	13,39%
Churrasco Central DO Laranjeiro, Lda.	19,73%	Joaquim Cardoso & Castro, Lda.	12,08%
Antonio & Lopes, LDA	19,69%	Taverna O Caldeiro-Industrias Hoteleiras, Lda.	11,80%
Gouveia & Fonseca, Lda.	17,94%	Silva, Lopes & Castanheira, LDA	11,77%
Peralta & Peralta, Lda.	17,88%	Lautasco-Sociedade De Actividades Hoteleiras, Lda.	11,74%
Snack-Bar Apolo 78, Lda.	17,75%	Lumar, Lda.	11,01%
David & Relo, Lda.	17,21%	Santos, Gonçaves & Silva, LDA	10,87%
Joaquim Cardoso & Castro, Lda.	15,87%	Monteiro & Albuquerque, LDA	10,18%
Jose Natario, Lda.	15,17%	Juliao & Constante, LDA	10,06%
Silva, Lopes & Castanheira, LDA	14,88%	Martins, Irmão, Lda.	9,74%
Moises DOS Leitoes - Churrascaria, LDA	14,72%	Claudionor Sobral, Lda.	9,52%
Brunardi, Sociedade Exploradora De Bares E Jogos LDA	14,46%	Duarte & Ferreira, Lda.	8,96%
Martins, Irmão, Lda.	13,66%	Almeida, Almeida & Dias, Lda.	8,95%
Jose DA Silva & Teixeira, Lda.	12,76%	Snack-Bar Apolo 78, Lda.	8,56%
Teixeira & Gaspar, Lda.	11,78%	Teixeira & Gaspar, Lda.	7,87%
Ramos & Pinto, Lda.	11,70%	Pinto, Santos & Ventura, Lda.	6,93%
O Galo DA Brandoa-Casa De Pasto, Lda.	7,08%	Jose Natario, Lda.	6,92%
Carlos Gomes & Irmaos, Lda.	6,32%	Ramos & Pinto, Lda.	6,01%
Pastelaria Eiffel - Actividades Hoteleiras LDA	5,94%	Pastelaria Eiffel - Actividades Hoteleiras LDA	4,07%
Pinto, Santos & Ventura, Lda.	5,57%	O Galo DA Brandoa-Casa De Pasto, Lda.	3,65%

DMU	Score 2008	DMU	Score 2009
Almeida, Santos & Coelho, Lda.	100,00%	Almeida, Santos & Coelho, Lda.	100,00%
Area De Serviço Monte Alto I.P. 5, Lda.	100,00%	CHA E Guloseimas-Casa De Cha, Unipessoal, Lda.	100,00%
CHA E Guloseimas-Casa De Cha, Unipessoal, Lda.	100,00%	Docentro-Gelatarias, Lda.	100,00%
Docentro-Gelatarias, Lda.	100,00%	Dourest - Gestao Hoteleira, S.A	100,00%
Dourest - Gestao Hoteleira, S.A	100,00%	Gostinho Beirao - Actividades Hoteleiras, Lda.	100,00%
Gostinho Beirao - Actividades Hoteleiras, Lda.	100,00%	Moises DOS Leitoes - Churrascaria, LDA	100,00%
Joao Areias, Unipessoal, LDA	100,00%	Morrik, Restauração, Lda.	100,00%

DMU	Score 2008	DMU	Score 2009
Patio DOS Leitoes De Alfragide - Restaurapao, Lda.	100,00%	Patio DOS Leitoes De Alfragide - Restaurapao, Lda.	100,00%
Peralta & Peralta, Lda.	100,00%	Peralta & Peralta, Lda.	100,00%
Pinto De Almeida, Lda.	100,00%	Turivagos - Empreendimentos Turisticos, LDA	100,00%
Turivagos - Empreendimentos Turisticos, LDA	100,00%	Animacentro - Animapao, Lazer E Atividades Turisticas,	100,00%
Animacentro - Animapao, Lazer E Atividades Turisticas,	100,00%	Brunardi, Sociedade Exploradora De Bares E Jogos LDA	100,00%
Brunardi, Sociedade Exploradora De Bares E Jogos LDA	100,00%	ChacafÚ - Salao De CHA E Confeitaria LDA	100,00%
Confeitaria A Chaleira, Lda.	100,00%	Confeitaria A Chaleira, Lda.	100,00%
DOM Paco - Actividades De Similares De Hotelaria, Lda.	100,00%	DOM Paco - Actividades De Similares De Hotelaria, Lda.	100,00%
Gloria Latina - Similares De Hotelaria, Lda.	100,00%	Azevedo & Silva, LDA	100,00%
Antonio Rodrigues Fontes, Lda.	100,00%	Caravela, Alimentapao, S.A.	100,00%
Arguiz & Gonzalez, Lda.	100,00%	Dias & Gorjao, Lda.	100,00%
Azevedo & Silva, LDA	100,00%	Emilio & Isabel, S.A.	100,00%
Caravela, Alimentapao, S.A.	100,00%	Mercearia, Charcutaria Actividades Hoteleiras Progresso	100,00%
Cervejaria Abrigo, Lda.	100,00%	Morais & Isidoro LDA	100,00%
Emilio & Isabel, S.A.	100,00%	Pinheiro & Puga, Lda.	100,00%
Fernandes & Carmo, LDA	100,00%	Silva & Capelo, Lda.	100,00%
Gambamar - Actividades Hoteleiras, Lda.	100,00%	Gambamar - Actividades Hoteleiras, Lda.	98,82%
Manuel Lopes Vieira, Lda.	100,00%	J. J. Sousa, Lda.	98,46%
Morais & Isidoro LDA	100,00%	Cervejaria Abrigo, Lda.	98,38%
Pastelaria Pera Doce, LDA	100,00%	Joao Areias, Unipessoal, LDA	92,87%
Pinheiro & Puga, Lda.	100,00%	Gloria Latina - Similares De Hotelaria, Lda.	91,02%
Rodrigues & Ventura, Lda.	100,00%	Fernandes & Carmo, LDA	90,34%
Sociedade Comercial Barros & Rocha, LDA	100,00%	Monteiro & Vicente, Lda.	84,55%
SRN - Sociedade De Restaurantes Navais, S.A.	100,00%	Restaurante Nacional, Lda.	84,31%
Supermercado Moderno De Caxias, Lda.	100,00%	SRN - Sociedade De Restaurantes Navais, S.A.	82,08%
Cave Regional De Almopageme, Unipessoal, Lda.	97,74%	Luis Teixeira, Lda.	81,90%
Carvoaria Mimosa, Lda.	95,55%	Levitas & Pacheco-Actividade Hoteleira,Lda.	81,15%
Borges & Esteves, LDA	91,27%	Pastelaria Ribeiro De Pacheco & Costa, Lda.	78,38%
Morrik, Restaurapao, Lda.	90,22%	Duarte & Alves, LDA	75,63%
Dias & Gorjao, Lda.	89,25%	Sociedade Comercial Barros & Rocha, LDA	72,26%
Pastelaria E Charcutaria RIO Ceira, Lda.	88,23%	Borges & Esteves, LDA	70,84%
Sabores Madeirenses - Restaurante, Lda.	86,26%	Arguiz & Gonzalez, Lda.	70,72%
Manuel Domingues Tamanho & Cia, Lda.	85,54%	Pinto De Almeida, Lda.	69,88%
Gonzalez & Lamela, Lda.	85,19%	Area De Servipio Monte Alto I.P. 5, Lda.	68,14%
Antunes & Cardoso, LDA	82,88%	Marques & Gameiro - Hotelaria LDA	63,78%
Luis Teixeira, Lda.	81,18%	Casimiro Barbosa, Lda.	60,35%
Antonio DA Rocha & Cia., LDA	79,35%	Carvoaria Mimosa, Lda.	59,95%
Silva, Lobo & Abreu, LDA	78,11%	J. L. Salgueiro Tavares, Lda.	59,38%

DMU	Score 2008	DMU	Score 2009
Gonçalves & Tabuas, Lda.	77,57%	Portimaia-Empreendimentos Hoteleiros, LDA	59,20%
Moises DOS Leitoes - Churrascaria, LDA	76,15%	Vasconcelos & Domingos, LDA	58,76%
Caetano & Cardoso, Lda.	75,21%	Pereira & Rocha, LDA	58,29%
Teixeira & Petitpierre - Serviços De Restauração LDA	74,65%	Pastelaria Baloíço, Lda.	57,89%
Flavio & Sousa, Lda.	73,48%	Gonzalez & Lamela, Lda.	56,81%
Monteiro & Vicente, Lda.	72,91%	Ferreira, Elvino & Constancio, Lda.	55,90%
Dominguez & Moure, Lda.	71,94%	Caetano & Cardoso, Lda.	55,31%
Pastelaria Ribeiro De Pacheco & Costa, Lda.	71,69%	Rodrigues & Ventura, Lda.	54,89%
Ramos & Antunes, Lda.	70,89%	Ritonicho - Restaurante E CafÚ, Lda.	53,39%
Pinto & Castro, LDA	68,79%	Pastelaria POR DO Sol, Lda.	52,03%
Mercearia, Charcutaria Actividades Hoteleiras Progresso	67,25%	A.Figueiredo & Dias, LDA	51,68%
Casimiro Barbosa, Lda.	67,19%	Cave Regional De Almopageme, Unipessoal, Lda.	51,16%
Martins & Leontina-Actividades Hoteleiras, Lda.	66,79%	Pinto & Castro, LDA	49,87%
Manuel Gonzalez & Irmaos, Lda.	65,40%	Antonio Rodrigues Fontes, Lda.	49,81%
Actividades Hoteleiras OS Baloes, Lda.	64,07%	Carlos Gomes & Irmaos, Lda.	48,63%
Amilcar Gil, LDA	63,56%	Gonçalves & Tabuas, Lda.	48,49%
Eusebio Rocha & Martins, Lda.	63,04%	Almeida & Gomes, Lda.	48,41%
Purezas Bar - Actividades Hoteleiras, LDA	62,72%	Sociedade De Pastelarias Bomarte, Lda.	46,02%
Pastelaria Baloíço, Lda.	62,61%	Quinta DA Preza-Empreendimentos Turisticos, Lda.	45,50%
A. Dias De Carvalho,Lda.	61,93%	Inacia & Gonzalez, Lda.	43,40%
M. Pereira & Santos, Lda.	61,48%	Tutilanche - Actividades Hoteleiras, Lda.	42,80%
Jose DA Silva & Teixeira, Lda.	61,33%	Beira-Mar, Actividades Hoteleiras, Lda.	41,43%
Tratto Fino - Sociedade Hoteleira, LDA	60,96%	Ramiro & Fernandes, Lda.	40,63%
Raul Silva Neves, Lda.	60,78%	Casa DA India, Lda.	39,72%
Ritonicho - Restaurante E CafÚ, Lda.	60,57%	Charcutaria Cristabela, Lda.	39,70%
J. J. Sousa, Lda.	60,57%	Fernando, Santos & Silva, Lda.	39,35%
Manuel F. Sequeira & Irmao, Lda.	60,39%	Acomat - Agencia Comercial Atlantica, Lda.	38,96%
Inacia & Gonzalez, Lda.	59,42%	Garcia & Martins, LDA	38,79%
J. L. Salgueiro Tavares, Lda.	59,38%	Adega Nortenha, Lda.	38,76%
Fernandes & Pinto, Lda.	58,96%	Eusebio Rocha & Martins, Lda.	38,54%
Alexandre & Alexandre, LDA	58,69%	Amilcar Ferreira DA Fonseca, LDA	38,33%
Garcia & Martins, LDA	58,26%	Tratto Fino - Sociedade Hoteleira, LDA	38,11%
Joao Daniel Valerio & Filhos, Lda.	58,17%	Pomar De Alvalade, LDA	38,07%
Pereira & Rocha, LDA	57,83%	Teixeira & Petitpierre - Serviços De Restauração LDA	37,89%
Casa DO B+U LDA	57,50%	Lopes & Silva, LDA	37,61%
Vasconcelos & Domingos, LDA	57,29%	Sinal Vermelho-Actividades Hoteleiras De Marques & Abre	37,35%
Oliveira & Pacheco,Lda.	56,67%	Abreu & Diniz, Lda.	36,66%
Sinal Vermelho-Actividades Hoteleiras De Marques & Abre	56,61%	Neves & Domingues, Lda.	36,47%
Armenio & Irmao, Lda.	55,72%	Latratoria-Turismo E Hotelaria, Lda.	36,16%

DMU	Score 2008	DMU	Score 2009
Bar Restaurante Petisqueiro, Lda.	55,70%	Oliveira & Pacheco,Lda.	35,79%
Duarte & Alves, LDA	55,18%	Alexandre & Alexandre, LDA	35,29%
Pastelaria Namur, Lda.	54,01%	Manuel Lopes Vieira, Lda.	35,27%
Simoes & Gala, Lda.	53,84%	Cafe Restaurante Nicola De Coimbra, Lda.	35,05%
Bolina-Actividades Hoteleiras,Lda.	53,22%	Curral DOS Caprinos-Actividades Hoteleiras, LDA	34,93%
Azevedo & Figueiredo, Unipessoal, Lda.	52,83%	M. Pereira & Santos, Lda.	34,62%
Sociedade De Restaurantes Campol, LDA	52,78%	Manuel F. Sequeira & Irmao, Lda.	34,22%
Almeida & Gomes, Lda.	52,57%	Pastelaria E Charcutaria RIO Ceira, Lda.	33,62%
Restaurante Nacional, Lda.	52,08%	Leitaria Marisa, Lda.	33,36%
Marques & Gameiro - Hotelaria LDA	51,85%	Amilcar Gil, LDA	33,29%
Chique DA Palhava, LDA	51,58%	Buraquinho Actividades Hoteleiras, Lda.	32,96%
Pomar De Alvalade, LDA	51,44%	J.Gueifao, Lda.	32,63%
Clube 21 - Sociedade Exploradora De Bares E Restaurante	51,31%	Loureiro & Ferreira, LDA	32,37%
A.Figueiredo & Dias, LDA	51,14%	Jose & Pena, Lda.	32,26%
Pastelaria POR DO Sol, Lda.	50,52%	Pastelaria Pera Doce, LDA	31,66%
Sancho & Rodrigues, Lda.	50,24%	Manuel Domingues Tamanho & Cia, Lda.	31,20%
Nunes & Costa,Lda.	49,33%	Purezas Bar - Actividades Hoteleiras, LDA	30,87%
Latratoria-Turismo E Hotelaria, Lda.	48,88%	Abel Nogueira Pimenta & Irmao, Lda.	30,35%
Amilcar Ferreira DA Fonseca, LDA	48,77%	Rocha, Silva & Santos, Lda.	30,28%
Sociedade De Pastelarias Bomarte, Lda.	48,76%	Carvoaria Jacto, Lda.	30,16%
Jose & Pena, Lda.	48,74%	Azevedo & Figueiredo, Unipessoal, Lda.	30,13%
Adega DOS Unidos DO Bairro Santos, Lda.	48,59%	A Segurelha - Restaurante, LDA	30,12%
Leitaria Marisa, Lda.	48,35%	Supermercado Moderno De Caxias, Lda.	29,46%
Lingote-Actividades Hoteleiras, LDA	48,25%	Santos & Ventura, Lda.	28,90%
Beira-Mar, Actividades Hoteleiras, Lda.	48,19%	Freitas & Cia., Lda.	28,15%
Acomat - Agencia Comercial Atlantica, Lda.	48,03%	Fernandes & Pinto, Lda.	28,07%
J.Gueifao, Lda.	47,72%	Clube 21 - Sociedade Exploradora De Bares E Restaurante	27,53%
A Segurelha - Restaurante, LDA	46,78%	Armenio & Irmao, Lda.	27,48%
Sitio Certo-Sociedade De Exploracao Hoteleira, LDA	46,62%	Artelinho-Restaurante E Bar, Lda.	27,32%
Lopes & Silva, LDA	46,49%	Barata & Gomes, LDA	26,90%
Sprs - Gestao E Exploracao De Restaurantes, LDA	46,10%	Sitio Certo-Sociedade De Exploracao Hoteleira, LDA	26,58%
Quinta DA Preza-Empreendimentos Turisticos, Lda.	45,86%	Sociedade De Restaurantes Campol, LDA	25,91%
Buraquinho Actividades Hoteleiras, Lda.	45,85%	Adega DOS Unidos DO Bairro Santos, Lda.	25,87%
Graça & Jesus, LDA	45,66%	Dominguez & Moure, Lda.	25,65%
Teixeira & Cruz, LDA	45,34%	Manuel Gonzalez & Irmaos, Lda.	25,59%
Sabus-Sociedade Turistica De Bares E Restaurantes, Lda.	44,94%	Sabores Madeirenses - Restaurante, Lda.	25,44%
Silva & Capelo, Lda.	44,85%	Bolina-Actividades Hoteleiras,Lda.	25,21%
Levitas & Pacheco-Actividade Hoteleira,Lda. .	44,22%	Martins & Leontina-Actividades Hoteleiras, Lda.	24,79%
Charcutaria Cristabela, Lda.	44,16%	Pastelaria Namur, Lda.	24,56%

DMU	Score 2008	DMU	Score 2009
Rocha, Silva & Santos, Lda.	44,07%	Antunes & Cardoso, LDA	24,35%
Barata & Gomes, LDA	43,61%	Simoes & Gala, Lda.	24,21%
Peres & Teixeira, Lda.	43,60%	Pastelaria Central DA Bobadela, Lda.	23,83%
Techa-Actividades Hoteleiras, Lda.	42,56%	Joaquim & Jesus, Lda.	23,67%
EDUARDO, LOPES & C.ª, LDA	42,51%	Banheiros Praia-Sintra, Lda.	23,42%
Joaquim & Jesus, Lda.	41,97%	Antero & Fernandes, Lda.	22,98%
Artelinho-Restaurante E Bar, Lda.	41,94%	Fernando De Almeida Martins Toscano, LDA	22,51%
Neves & Domingues, Lda.	41,56%	Techa-Actividades Hoteleiras, Lda.	22,26%
Bento & Gonçaves, Lda.	41,53%	Flavio & Sousa, Lda.	21,91%
Lima E Fernandes, Lda.	41,29%	Raul Silva Neves, Lda.	21,89%
Casa DA India, Lda.	40,91%	Silva, Lobo & Abreu, LDA	21,67%
Carlos Gomes & Irmaos, Lda.	40,73%	Luminosa-Actividades Hoteleiras, LDA	21,45%
Carvoaria Jacto, Lda.	40,31%	Nunes & Costa, Lda.	20,79%
Estevao & Silva, Lda.	40,28%	Melim & Pereira, Lda.	20,78%
Antero & Fernandes, Lda.	39,37%	Ramos & Antunes, Lda.	20,76%
Manuel Vinagre Montez, Lda.	38,95%	Sucos De Frutas Fornos, Lda.	20,66%
Fernando, Santos & Silva, Lda.	38,68%	Casa DO B+U LDA	20,15%
Jose Alves & Teixeira, Lda.	38,62%	Itso CafÚs E Catering S.A.	20,00%
Cafe Restaurante Nicola De Coimbra, Lda.	38,16%	Alves & Cerdeira, Lda.	19,84%
Antunes & Santos, Lda.	37,99%	Jose DA Silva & Teixeira, Lda.	19,74%
Alves & Cerdeira, Lda.	37,77%	Sprs - Gestao E Exploracao De Restaurantes, LDA	19,73%
Loureiro & Ferreira, LDA	37,75%	Jose Nunes Ferreira, Lda.	19,62%
Santos & Ventura, Lda.	37,48%	Pinto & Nascimento, LDA	19,54%
J.Martins De Carvalho, LDA	36,68%	Solar Beirao-Actividades Hoteleiras, LDA	19,35%
Ferreira, Elvino & Constancio, Lda.	36,67%	Chique DA Palhava, LDA	19,28%
Teofilo & Leitao, Lda.	36,33%	Antonio DA Rocha & Cia., LDA	18,07%
Curral DOS Caprinos-Actividades Hoteleiras, LDA	35,85%	Santos, Gonçaves & Silva, LDA	18,00%
M. Camilo De Sousa, Lda.	35,53%	Filipe, Pereira & Levita, Lda.	17,78%
Ramiro & Fernandes, Lda.	35,20%	Peres & Teixeira, Lda.	17,67%
O BEM Amado - Actividades Hoteleiras, Lda.	35,01%	Custodio Heliodoro Sesoos, Lda.	17,57%
Jose Nunes Ferreira, Lda.	34,62%	Lautasco-Sociedade De Actividades Hoteleiras, Lda.	17,19%
Tutilanche - Actividades Hoteleiras, Lda.	34,34%	Sancho & Rodrigues, Lda.	16,64%
Custodio Heliodoro Sesoos, Lda.	34,12%	Fernandes & Queiros LDA	16,52%
Tavora & Cortegapa, Lda.	33,39%	Caves DA Madalena, Lda.	16,50%
Ferreira, Couto & Lemos, Lda.	33,37%	Joao Daniel Valerio & Filhos, Lda.	16,48%
Santos & Vitoria, LDA	33,02%	Tavora & Cortegapa, Lda.	16,33%
Marques & Cabrito, Lda.	32,98%	Bar Restaurante Petisqueiro, Lda.	16,24%
Sucos De Frutas Fornos, Lda.	32,96%	Lima E Fernandes, Lda.	16,22%
Fernandes & Queiros LDA	32,77%	Gouveia & Fonseca, Lda.	15,78%
Ramos DA Silva & Machado, Lda.	32,72%	Oliveira & Rosas, Lda.	15,26%
Melim & Pereira, Lda.	32,08%	O BEM Amado - Actividades Hoteleiras, Lda.	14,97%

DMU	Score 2008	DMU	Score 2009
Abel Nogueira Pimenta & Irmão, Lda.	31,68%	Claudionor Sobral, Lda.	14,63%
Abreu & Diniz, Lda.	31,48%	Ferreira, Couto & Lemos, Lda.	14,47%
Liberto Mealha S.A.	30,81%	Estevão & Silva, Lda.	14,45%
Irmãos Moscoso, Lda.	30,77%	Teófilo & Leitão, Lda.	14,42%
Antonio DA Conceição De Oliveira, Lda.	30,40%	M. Camilo De Sousa, Lda.	14,31%
Pinto & Nascimento, LDA	30,08%	J.Martins De Carvalho, LDA	14,27%
Beira Cavado - Sociedade De Restauração, Lda.	29,85%	Jose Alves & Teixeira, Lda.	14,20%
Pastelaria Central DA Bobadela, Lda.	29,51%	Sabus-Sociedade Turística De Bares E Restaurantes, Lda.	14,04%
Chacafú - Salão De CHA E Confeitaria LDA	29,45%	Grãça & Jesus, LDA	14,02%
Adega Nortenha, Lda.	29,13%	A. Dias De Carvalho,Lda.	13,99%
Itso Cafés E Catering S.A.	29,03%	Liberto Mealha S.A.	13,38%
Taverna O Caldeiro-Indústrias Hoteleiras, Lda.	28,75%	Taverna O Caldeiro-Indústrias Hoteleiras, Lda.	13,15%
Luminosa-Actividades Hoteleiras, LDA	28,68%	Beira Cavado - Sociedade De Restauração, Lda.	13,15%
Filipe, Pereira & Levita, Lda.	28,59%	Academia DOS Grelhados-Sociedade De Restauração, LDA	12,87%
Manuel Alvarez, LDA	28,38%	Lingote-Actividades Hoteleiras, LDA	12,80%
Santos, Gonçalves & Silva, LDA	28,26%	EDUARDO,LOPES & C., LDA	12,75%
Banheiros Praia-Sintra, Lda.	28,19%	Antonio & Lopes, LDA	12,46%
Caves DA Madalena, Lda.	27,85%	O Pipas-Actividades Hoteleiras, LDA	12,15%
Oliveira & Rosas, Lda.	27,73%	Santos & Vitoria, LDA	12,13%
Portimã-Empreendimentos Hoteleiros, LDA	27,58%	Teixeira & Cruz, LDA	12,11%
O Galo DA Branda-Casa De Pasto, Lda.	27,49%	Juliao & Constante, LDA	11,97%
Solar Beirão-Actividades Hoteleiras, LDA	27,48%	Jose Fernandes Martins & Cia., Lda.	11,96%
Lourenço & Milheiro, Lda.	27,17%	Lourenço & Milheiro, Lda.	11,90%
Fernando De Almeida Martins Toscano, LDA	27,11%	Pinto, Santos & Ventura, Lda.	11,80%
Cerqueira & Barroso-Exploração Hoteleira ,Compra E Vend	26,39%	Actividades Hoteleiras Van Dique, Lda.	11,75%
Pingue-Pongue-Actividades Hoteleiras, Lda.	26,16%	Bento & Gonçalves, Lda.	11,68%
Lautasco-Sociedade De Actividades Hoteleiras, Lda.	25,44%	Almeida, Almeida & Dias, Lda.	11,15%
Claudionor Sobral, Lda.	24,79%	Millan & Jesus, Lda.	11,08%
O Pipas-Actividades Hoteleiras, LDA	24,51%	Ramos DA Silva & Machado, Lda.	11,06%
Juliao & Constante, LDA	24,40%	Antonio DA Conceição De Oliveira, Lda.	10,96%
Jose Fernandes Martins & Cia., Lda.	24,29%	Irmãos Moscoso, Lda.	10,76%
Actividades Hoteleiras O Cantinho DA Rita De Amorim & L	23,86%	Joaquim Cardoso & Castro, Lda.	10,75%
Barreiro & Irmão,Abraão,Lda.	23,54%	Manuel Vinagre Montez, Lda.	10,29%
Churrasco Central DO Laranjeiro, Lda.	22,30%	Manuel Alvarez, LDA	10,18%
Almeida, Almeida & Dias, Lda.	21,99%	Barreiro & Irmão,Abraão,Lda.	10,14%
Gouveia & Fonseca, Lda.	21,94%	Marques & Cabrito,Lda.	10,06%
Saragoga & Vieira, Lda.	20,70%	Saragoga & Vieira, Lda.	9,84%
Academia DOS Grelhados-Sociedade De Restauração, LDA	19,94%	Pingue-Pongue-Actividades Hoteleiras, Lda.	9,73%
Actividades Hoteleiras Van Dique, Lda.	19,47%	Duarte & Ferreira, Lda.	9,57%

DMU	Score 2008	DMU	Score 2009
Lumar, Lda.	19,29%	Lumar, Lda.	9,32%
Joaquim Cardoso & Castro, Lda.	18,81%	David & Relo, Lda.	8,85%
Martins, Irmão, Lda.	18,73%	Churrasco Central DO Laranjeiro, Lda.	8,56%
Snack-Bar Apolo 78, Lda.	18,39%	Cerqueira & Barroso-Explorapao Hoteleira ,Compra E Vend	8,13%
Freitas & Cia., Lda.	18,33%	Snack-Bar Apolo 78, Lda.	8,13%
Antonio & Lopes, LDA	18,31%	Actividades Hoteleiras OS Baloes, Lda.	7,73%
Pascacio & Carvalho, LDA	18,18%	Jose Natario, Lda.	7,69%
Cerqueira & Rodrigues, Lda.	17,47%	Pascacio & Carvalho, LDA	7,65%
Silva, Lopes & Castanheira, LDA	16,40%	Antunes & Santos, Lda.	7,62%
Monteiro & Albuquerque, LDA	15,28%	Actividades Hoteleiras O Cantinho DA Rita De Amorim & L	6,71%
Jose Natario, Lda.	14,50%	Cerqueira & Rodrigues, Lda.	6,61%
David & Relo, Lda.	13,22%	Monteiro & Albuquerque, LDA	5,78%
Millan & Jesus, Lda.	12,75%	Avila-Actividades Hoteleiras, LDA	5,74%
Pinto, Santos & Ventura, Lda.	12,39%	Teixeira & Gaspar, Lda.	5,56%
Avila-Actividades Hoteleiras, LDA	11,38%	Martins, Irmão, Lda.	5,30%
Duarte & Ferreira, Lda.	11,10%	Silva, Lopes & Castanheira, LDA	4,89%
Teixeira & Gaspar, Lda.	8,52%	Ramos & Pinto, Lda.	4,14%
Ramos & Pinto, Lda.	7,91%	O Galo DA Brandoa-Casa De Pasto, Lda.	3,77%
Pastelaria Eiffel - Actividades Hoteleiras LDA	5,20%	Pastelaria Eiffel - Actividades Hoteleiras LDA	2,50%

Fonte: Programa EMS