

***AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA E IDENTIFICAÇÃO DOS FATORES
DETERMINANTES DA EFICIÊNCIA DO SETOR BANCÁRIO EM PORTUGAL***

Ana Isabel Rita Martins

Dissertação

Doutoramento em Ciências Económicas e Empresariais

Especialidade em Gestão

Trabalho efetuado sob a orientação de:

Professor Doutor JACINTO ANTÓNIO SETÚBAL VIDIGAL DA SILVA, Professor Associado com Agregação do Departamento de Gestão da Universidade de Évora.

Professor Doutor EFIGÉNIO DA LUZ REBELO, Professor Catedrático da Faculdade de Economia da Universidade do Algarve.

2012

***AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA E IDENTIFICAÇÃO DOS FATORES
DETERMINANTES DA EFICIÊNCIA DO SETOR BANCÁRIO EM PORTUGAL***

Declaração de autoria de trabalho

Declaro ser a autora deste trabalho, que é original e inédito. Autores e trabalhos consultados estão devidamente citados no texto e constam da listagem de referências incluída.

(Ana Isabel Rita Martins)

Copyright de Ana Isabel Rita Martins

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.

Dedicatória

Aos anjos que sempre me acompanham...

AGRADECIMENTOS

Manifesto o meu profundo agradecimento e reconhecimento pela ajuda e apoio ao longo dos últimos anos a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho. Quero expressar um especial apreço:

À Escola Superior de Gestão, Hotelaria e Turismo da Universidade do Algarve, o meu local de trabalho, pela oportunidade e incentivo para progredir na minha carreira, mesmo nas condições mais adversas, bem como a todos os colegas que animaram os momentos mais críticos, com palavras amigas de apoio, motivação e sugestões;

Ao Professor Doutor Jacinto Vidigal e ao Professor Doutor Efigénio Rebelo, meus orientadores, pela amabilidade, disponibilidade, sugestões e apoio preciosíssimo ao longo de todo o desenvolvimento deste estudo;

Ao Professor Doutor Joaquim Ramalho, docente no Departamento de Economia da Universidade de Évora, pela simpatia, atenção e disponibilização de materiais essenciais ao estudo e à Professora Doutora Carla Amado, docente de Investigação Operacional na Faculdade de Economia da Universidade do Algarve, pela forma atenciosa com que me instruiu e orientou o início da exploração da metodologia DEA aplicada no estudo;

Ao Professor Doutor Joe Zhu, docente de Engenharia Operacional e Industrial, na School of Business, do Worcester Polytechnic Institute (EUA), autor de diversos livros e do único *software* que integra o modelo bietápico (DEAFrontier), pela sua disponibilidade e pronta resposta a todas as questões e dúvidas colocadas, especialmente em referência à forma de cálculo do índice de eficiência bietápica global, que ainda não está incorporado na última versão do *software* disponível ao público;

Ao Professor Doutor Emmanuel Thanassoulis, docente de Investigação Operacional, na Aston Business School (Reino Unido), autor de diversos livros e modelos associados à metodologia DEA, pelas suas sugestões e opiniões técnicas relacionadas com os modelos utilizados no estudo;

À minha família, pela paciência e carinho com que gerem as minhas ausências, em particular ao Fernando, meu companheiro de vida, pois sem o seu apoio não teria sido possível chegar ao fim desta aventura.

Resumo:

A participação na área Euro e a atual crise financeira têm condicionado substancialmente o setor bancário português, para o qual se prevê a continuação de quebras significativas nos rendimentos e uma crescente pressão competitiva, sendo a eficiência um fator imprescindível para a sobrevivência. Foram avaliados diversos indicadores de eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, através da metodologia DEA. As principais contribuições deste estudo consistem (1) na incorporação de novas variáveis nos modelos DEA, que refletem, para além da rendibilidade, a criação de valor e o custo de oportunidade do capital; (2) na exploração de indicadores e modelos complementares de eficiência mais exigentes que os tradicionais e (3) na aplicação de regressões fracionais aos índices DEA complementares. Os principais resultados revelam que o modelo de rendibilidade apresenta os níveis de eficiência média padrão mais elevados e o modelo de intermediação os mais baixos. Registam-se muitas ineficiências de escala e de gestão de recursos na maioria dos bancos. A aplicação de modelos bietápicos permitiu contornar a habitual problemática inerente à coexistência das abordagens de produção e intermediação. A aplicação de modelos de eficiência composta permitiu a identificação dos bancos falso-eficientes nos modelos de eficiência padrão. A aplicação de regressões para proporções, mais apropriadas que as tradicionais regressões lineares ou que o modelo Tobit, para lidar com a natureza fracionaria dos índices DEA, permitiu a identificação dos fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal. Os modelos de regressão fracional mostram evidências de melhor especificação relativamente aos modelos de regressão tradicionais. As variáveis que parecem exercer maior influência sobre os níveis de eficiência bietápica global são as variáveis internacionalização, dimensão e tipo de propriedade do capital e sobre os níveis de eficiência composta de rendibilidade são as variáveis *cost-to-income*, número de empregados por balcão e rendibilidade do ativo.

Palavras-chave: eficiência bancária; eficiência bietápica global; eficiência composta; análise envoltória de dados; regressões fracionais.

Abstract:

The participation in the Euro area and the current financial crisis substantially conditioned the development of the Portuguese banking industry, for which is expected a continuous fall in income and a growing competitive pressure, improving the need to look carefully to issues as efficiency as an essential survival factor. Several efficiency indicators of the main banks operating in Portugal were measured through DEA methodology. The main contributions of this study are (1) the incorporation of new variables in DEA models, which reflect, besides profitability, value creation and opportunity cost of capital to shareholders; (2) the exploration of more severe efficiency indicators and models than traditional ones and (3) the application of fractional regressions to complementary DEA scores. The main results show that the profitability standard model presents the highest average level of efficiency and the intermediation the lowest. Many inefficiencies of scale and resource management were registered at most banks. The application of two-stage models allowed circumventing the usual problems inherent to the coexistence of the production and intermediation approaches. The application of composed efficiency models allowed identifying the false or by default efficient banks in standard efficiency models. The application of regression for proportions, more appropriate than traditional linear and Tobit regressions, to deal with the fractional nature of the DEA scores, allowed the identification of efficiency determinant factors for the main banks operating in Portugal. The fractional regression models demonstrate evidence of improved specification comparing to traditional regression models. The variables that appear to major influence on overall efficiency are internationalization, size and type of ownership of capital; in turn, cost-to-income ratio, number of employees per branch and return on assets ratio are the variables that have major influence on composed profitability efficiency.

Key-words: banking efficiency; overall two-stage efficiency; composed efficiency; data envelopment analysis; fractional regressions.

ÍNDICE GERAL

	Página
Declaração de autoria de trabalho	1
Dedicatória	2
Agradecimentos	3
Resumo	4
Abstract	5
Índice Geral	6
Índice de Figuras	9
Índice de Gráficos	10
Índice de Quadros	11
Lista de Abreviaturas, Acrónimos e Siglas	13
1. INTRODUÇÃO	17
1.1 Caracterização do tema	17
1.2 Relevância do tema	25
1.3 Objetivos da tese e principais contribuições	31
1.4 Organização do estudo	35
2. REVISÃO DA LITERATURA	37
2.1 Introdução	37
2.2 A avaliação da eficiência bancária	37
2.2.1 Tipos de eficiência	37
2.2.2 Modelos de avaliação de eficiência no setor bancário	41
2.2.2.1 Modelos tradicionais (paramétricos versus não-paramétricos)	41
2.2.2.2 Novos indicadores baseados na criação de valor	47
2.3 A metodologia DEA no estudo da eficiência bancária	53
2.3.1 O modelo geral	53
2.3.2 Principais variantes do modelo geral: as economias de escala	57
2.3.3 Extensões dos modelos DEA	61
2.3.4 As variáveis <i>input/output</i>	67
2.3.5 Resumo dos principais estudos aplicados ao setor bancário	73
2.4 Os fatores determinantes da eficiência	78

	Página
2.4.1 As variáveis relacionadas com o desempenho bancário	78
2.4.2 Resumo dos estudos baseados na tradicional regressão linear	85
2.4.3 A nova abordagem: modelos de regressão fracional	90
3. AMOSTRA E METODOLOGIAS APLICADAS	93
3.1 Introdução	93
3.2 Seleção e caracterização da amostra	93
3.2.1 Seleção da amostra	93
3.2.2 Caracterização da amostra	99
3.3 Metodologias aplicadas e hipóteses testadas	109
3.3.1 Metodologia geral	109
3.3.2 Para o estudo da avaliação da eficiência	111
3.3.3 Para a identificação dos fatores determinantes da eficiência	115
3.4 Especificação dos diversos modelos aplicados	118
3.4.1 Os modelos de eficiência padrão e composta	118
3.4.2 O modelo bietápico	126
3.4.3 Os modelos de regressão fracional	131
4. ESTIMAÇÃO DOS MODELOS E ANÁLISE DE RESULTADOS	133
4.1 Introdução	133
4.2 Avaliação da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal	133
4.2.1 Modelos DEA Padrão	133
4.2.2 Modelo DEA Bietápico	142
4.2.3 Modelos DEA complementares	145
4.2.4 Análises em Matriz	152
4.2.4.1 Matrizes cruzadas entre modelos	152
4.2.4.2 A Matriz BCG aplicada aos Modelos DEA	158
4.2.5 Síntese dos resultados sobre a avaliação da eficiência	164
4.3 Fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal	168
4.3.1 Modelos de regressão fracional	169
4.3.1.1 Eficiência global segundo o modelo DEA bietápico	169
4.3.1.2 Eficiência de rendibilidade segundo o modelo DEA composto	177

	Página
4.3.1.3 A relação entre Rendibilidade, Risco e Eficiência	184
4.3.2 Síntese dos resultados sobre os fatores determinantes da eficiência	187
5. CONCLUSÕES	193
5.1 Principais conclusões	193
5.2 Contribuições do estudo	198
5.3 Limitações e desenvolvimentos futuros	200
BIBLIOGRAFIA	208

APÊNDICES (EM SUPORTE DIGITAL)

Apêndice 1: Amostra referente ao total de 37 bancos a operar no ano de 2007

Apêndice 2: Amostra referente ao total de 32 bancos a operar no ano de 2009

Apêndice 3: Amostra referente ao total de 26 bancos a operar nos anos de 2005 a 2010

Apêndice 4: Seleção e descrição das variáveis utilizadas nos modelos DEA

Apêndice 5: Estudo preliminar da eficiência dos bancos em Portugal – 2007

Apêndice 6: Testes estatísticos às eficiências padrão (2007)

Apêndice 7: Testes estatísticos às eficiências padrão (2009)

Apêndice 8: Testes estatísticos às eficiências compostas (2009)

Apêndice 9: Variáveis utilizadas nos modelos de regressão

Apêndice 10: Resultados das regressões

ÍNDICE DE FIGURAS

	Página
Figura 2.1 Fronteira clássica ou padrão (DEA) e fronteira invertida (IDEA – Inverted DEA)	63
Figura 2.2 Modelo bietápico	65
Figura 2.3 Modelo bietápico de Seiford e Zhu (1999a)	65
Figura 3.1 Modelo de Produção aplicado no estudo	119
Figura 3.2 Modelo de Intermediação aplicado no estudo	119
Figura 3.3 Modelo de Rendibilidade aplicado no estudo	120
Figura 3.4 Modelo bietápico de Produção/Intermediação aplicado no estudo	127
Figura 4.1 Ajuste da Matriz BCG ao modelo DEA bietápico	160
Figura 4.2 Ajuste da Matriz BCG aos modelos DEA padrão	163

ÍNDICE DE GRÁFICOS

	Página
Gráfico 4.1 Os bancos com maior referência como <i>peer group</i>	137
Gráfico 4.2 Histograma de frequência dos níveis de eficiência de produção	147
Gráfico 4.3 Histograma de frequência dos níveis de eficiência de intermediação	148
Gráfico 4.4 Histograma de frequência dos níveis de eficiência de rendibilidade	148
Gráfico 4.5 Histograma de frequência dos níveis de eficiência bietápico global	149
Gráfico 4.6 Matriz de eficiências padrão discriminadas pela criação de valor	152
Gráfico 4.7 Matriz de eficiências padrão discriminadas por grupo	154
Gráfico 4.8 Matriz de eficiências padrão e composta discriminada pela rendibilidade	155
Gráfico 4.9 Matriz de eficiências padrão e composta discriminada por grupo	157

ÍNDICE DE QUADROS

	Página
Quadro 2.1 Evidência de rendimentos variáveis à escala no setor bancário em Portugal	60
Quadro 3.1 Equivalência entre as classes de <i>rating</i> das principais consultoras	96
Quadro 3.2 Lista de bancos que constituem a amostra do estudo preliminar (2007)	97
Quadro 3.3 Definição das variáveis potenciais	99
Quadro 3.4 Prémios de risco de acordo com o nível de solvabilidade	104
Quadro 3.5 Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas nos modelos DEA	105
Quadro 3.6 Variáveis selecionadas para integrar os modelos DEA	106
Quadro 3.7 Variáveis incluídas nos modelos de regressão	109
Quadro 3.8 Hipóteses testadas e testes estatísticos aplicados	114
Quadro 3.9 Tipo de resultados obtidos pelos diversos <i>softwares</i> DEA	130
Quadro 3.10 Especificações dos modelos DEA padrão e suas respetivas variáveis	130
Quadro 3.11 Especificações dos modelos DEA bietápico e suas respetivas variáveis	131
Quadro 3.12 Modelos de regressão para proporções (fracionais)	132
Quadro 4.1 Resumo de estatísticas dos modelos DEA padrão	134
Quadro 4.2 Número de bancos por tipos de rendimentos à escala	135
Quadro 4.3 Tipos de rendimentos à escala por grupo (fator: dimensão)	136
Quadro 4.4 Decomposição dos indicadores de eficiência de produção	139
Quadro 4.5 Níveis de eficiência dos modelos principais	140
Quadro 4.6 Comparação de resultados dos modelos DEA bietápico vs. padrão	143
Quadro 4.7 Teste de Wilcoxon para modelos DEA bietápico vs. padrão	144
Quadro 4.8 Resumo de estatísticas dos modelos DEA complementares	146
Quadro 4.9 Níveis de eficiência dos modelos complementares	149
Quadro 4.10 Teste de Wilcoxon aos níveis de eficiência composta vs. padrão	150
Quadro 4.11 Resumo de estatísticas das variáveis dependentes	169
Quadro 4.12 Resultado das regressões: DEABIG (modelo não restrito)	170
Quadro 4.13 Resultado das regressões: DEABIG (modelo restrito)	175
Quadro 4.14 Formulação dos modelos para estimar DEABIG	176
Quadro 4.15 Estimativas para DEABIG com base nos modelos Logit e Loglog	176
Quadro 4.16 Resultado das regressões: CDEAR (modelo não restrito)	178
Quadro 4.17 Resultado das regressões: CDEAR (modelo restrito)	183
Quadro 4.18 Resultado das regressões: TIER1 (modelo não restrito)	185

	Página
Quadro 4.19 Resultado das regressões: TIER1 (modelo restrito)	185
Quadro 4.20 Formulação dos modelos para estimar TIER1	187

LISTA DE ABREVIATURAS, ACRÓNIMOS E SIGLAS

ACTB	Banco Activobank (Portugal)
ANT	Antiguidade
APB	Associação Portuguesa de Bancos
BAC	Banco Espírito Santo dos Açores
BAI	Banco Africano de Investimento Europa
BANIF	Banco Internacional do Funchal
BANIFIV	BANIF - Banco de Investimento
BARCLY	Barclays Bank (Sucursal)
BB	Banco do Brasil (Sucursal)
BBPI	Banco BPI
BBVA	Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (Portugal)
BCA	Banco Comercial dos Açores
BCC	Modelo DEA de rendimentos variáveis à escala
BCG	<i>Boston Consulting Group</i>
BCP	Banco Comercial Português (Millennium bcp)
BCPI	Banco Millennium bcp Investimento
BES	Banco Espírito Santo
BESI	Banco Espírito Santo de Investimento
BEST	BEST - Banco Eletrónico de Serviço Total
BIC	Banco BIC Português
BIG	Banco de Investimento Global
BII	Banco de Investimento Imobiliário
BMAIS	Banco Mais / Banif Mais
BPG	Banco Português de Gestão
BPI	Banco Português de Investimento
BPN	Banco Português de Negócios
BPP	Banco Privado Português
BSN	Banco Santander de Negócios Portugal
BST	Banco Santander Totta
CAPM	<i>Capital Assets Pricing Model</i>
CBI	Caixa - Banco de Investimento
CCCAM	Caixa Central de Crédito Agrícola Mútuo

CCR	Modelo DEA de rendimentos constantes à escala
CDEAI	Eficiência composta do modelo de intermediação
CDEAP	Eficiência composta do modelo de produção
CDEAR	Eficiência composta do modelo de rendibilidade
CGD	Caixa Geral de Depósitos
CGEO	Concentração geográfica
CRS	<i>Constant Returns to Scale</i>
CTI	<i>Cost-to-Income</i>
DB	Deutsche Bank (Portugal)
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DEABIG	Eficiência global do modelo bietápico
DEAI	Eficiência padrão do modelo de intermediação
DEAP	Eficiência padrão do modelo de produção
DEAR	Eficiência padrão do modelo de rendibilidade
DFA	<i>Distribution Free Approach</i>
DIM	Dimensão
DL	Decreto-Lei
DMU	<i>Decision Making Unit</i>
DRS	<i>Decreasing Returns to Scale</i>
EFISA	Banco Efisa
EMPNB	Número de empregados por balcão
ESH	<i>Efficient Structure Hypothesis</i>
ETG	Eficiência Técnica Global
ETP	Eficiência Técnica Pura
EUA	Estados Unidos da América
EVA	<i>Economic Vallue Added</i>
F&A	Fusões e Aquisições
FDH	<i>Free Disposal Hull</i>
FINAN	Banco Finantia
FINIB	Finibanco
FORTIS	Fortis Bank (Sucursal)
I&D	Investigação e Desenvolvimento
ID	Idade
IDEA	<i>Inverted DEA</i>
INT	Internacionalização

INVEST	Banco Invest
IRS	<i>Increasing Returns to Scale</i>
ITAU	Banco Itaú Europa
IVA	<i>Intrinsic Value Added</i>
K-S	Teste à normalidade de Kolmogorov-Smirnov
K-W	Teste não-paramétrico de Kruskal-Wallis
M-W	Teste não-paramétrico de Mann-Whitney
MG	Montepio Geral (Caixa Económica)
MIX	<i>Mix Efficiencies</i>
MVA	<i>Market Value Added</i>
NIC	Normas Internacionais de Contabilidade
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i>
PME	Pequena e Média Empresa
POP	Banco Popular Portugal
POW	<i>Empowerment</i>
PROP	Propriedade do capital
QMD	Quota de mercado sobre depósitos
QME	Quota de mercado sobre empréstimos
QUALF	Nível de qualificações
R&C	Relatórios e Contas
RMP	<i>Relative Market Power</i>
ROA	<i>Return on Assets</i>
ROE	<i>Return on Equity</i>
RSK	Risco
RTS	<i>Returns to Scale</i>
S-W	Teste à normalidade de Shapiro-Wilk
S	Eficiência de Escala
SBM	<i>Slack Based Model</i>
SCONS	Banco Santander Consumer Portugal
SCP	<i>Structure-Conduct-Performance</i>
SFA	<i>Stochastic Frontier Approach</i>
SIAD	Sistema Integrado de Apoio à Decisão
SIBS	Sociedade Interbancária de Serviços
SOLV	Solvabilidade
SPSS	<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>

STATA	<i>Data Analysis and Statistical Software</i>
TCA	Taxa de crescimento do Ativo
TCPB	Taxa de crescimento do Produto Bancário
TE	<i>Technical Efficiency</i>
TFA	<i>Thick Frontier Approach</i>
TIC	Tecnologias da Informação e da Comunicação
TIER1	Rácio de Adequação de Fundos Próprios de Base

1. INTRODUÇÃO

1.1 Caracterização do tema

A participação na área do Euro e a conseqüente integração financeira numa união monetária alargada condicionou, de forma decisiva, a evolução mais recente do sistema bancário, bem como o comportamento da economia portuguesa em geral. A globalização dos mercados e a transposição de diretivas comunitárias, resultantes dos Acordos de Basileia II e III, foram os principais impulsionadores do clima instável e dos principais desafios que se têm colocado ao setor bancário nos últimos anos.

A última década foi caracterizada por um elevado clima de competitividade no setor bancário, cujos polos estratégicos de atuação se podem situar na concentração¹, na reprivatização (principalmente a partir de 1986), na diversificação (com o crescimento das instituições parabancárias), na inovação e modernização (em termos de rede de distribuição, de produtos, de processos de trabalho e forma de prestação do serviço bancário, de estruturas organizacionais e de imagem), na expansão da rede e internacionalização², na concorrência (por parte de instituições que, não sendo bancos, passaram a poder prestar serviços bancários de intermediação financeira anteriormente exclusivos dos bancos) e na (des)regulamentação (no sentido da desburocratização e liberação).

Destaca-se a publicação do enquadramento jurídico das Instituições de Crédito – Lei Reguladora do Sistema Financeiro Português (Decreto-Lei (DL) n.º 298/92, de 31 de dezembro) – que veio estabelecer o Regime Geral das Instituições de Crédito e Sociedades Financeiras (RGICSF). Esta “nova” lei introduziu um conceito mais alargado de Instituição de Crédito, consagrou o modelo da banca universal e determinou uma significativa abertura à concorrência internacional, quer através da transposição para o direito interno português da

¹ A banca portuguesa acompanhou o movimento que se verificou tanto nos EUA como na Europa para ganhos de dimensão, por via das aquisições, fusões e alianças estratégicas. Segundo a Associação Portuguesa de Bancos (2011) os cinco maiores bancos concentravam, em 2010, 75,5% do ativo agregado. Wise (2005) referencia Portugal como um dos países com maior índice de concentração na Europa.

² A diretiva 2000/12/CE estabeleceu o “passaporte único” que permite a uma sociedade financeira ou instituição de crédito que opere num Estado-membro estabelecer-se ou prestar serviços noutro Estado-membro, sem serem requeridas quaisquer autorizações adicionais.

2ª Diretiva de Coordenação Bancária, quer através da implementação das Normas Internacionais de Contabilidade (NIC) no ano de 2005, que também promoveu alterações significativas nas regras contabilísticas do sistema bancário. A desregulamentação promoveu o desenvolvimento de conglomerados financeiros (Ferreira, 1990; 1991) e teve um impacto significativo sobre a estrutura do setor, alterando as regras de concorrência e a obtenção de economias de escala e de gama (Gual, 1999). Este novo sistema regulamentar do setor financeiro promoveu a internacionalização e a intensificação da concorrência, tendo-se assistido a uma redução contínua da margem financeira.

A economia portuguesa ficou marcada em 2011 pelo pedido de assistência económica e financeira internacional, fruto da progressiva degradação das condições de acesso aos mercados de financiamento internacionais. As instituições responsáveis pela supervisão da estabilidade do sistema financeiro estabeleceram recentemente um reforço dos níveis de capitalização do sistema bancário nacional, relativamente aos níveis mínimos de solvabilidade. A atividade do sistema bancário português desenvolveu-se num contexto de escassez de financiamento, intensificação da crise da dívida soberana e aumento do risco de crédito.

A atual grave crise económica e financeira internacional tem obrigado as instituições financeiras à adoção de políticas de contenção de gastos de funcionamento, através de uma rigorosa racionalização dos fatores produtivos e reengenharia de meios, onde a gestão da eficiência e do risco, bem como a manutenção das quotas de mercado, passaram a ocupar um papel fundamental.

Perspetiva-se para o setor bancário uma crescente pressão competitiva que pode conduzir a margens ainda mais estreitas e ao aumento da eficiência de forma a manter quota de mercado. Além disso, os bancos terão que otimizar o seu perfil de risco, reduzindo os ativos médios ponderados e aumentando os rácios de capital.

Dado o contexto atual e tendo em conta a crescente importância do estudo da eficiência no setor bancário, este trabalho de investigação tem por objetivo avaliar a eficiência e

identificar os fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal.

Dos estudos sobre a eficiência do setor bancário em Portugal, efetuados com base em metodologias paramétricas, destacam-se os trabalhos efetuados por Mendes (1991), Almeida (1994), Barros e Pinho (1994), Mendes e Rebelo (1999; 2003), Pinho (1999; 2001) e Ribeiro (2006). Estes estudos assentam essencialmente sobre fronteiras estocásticas de custos a fim de caracterizar o tipo de (des)economias de escala e de gama existentes no setor bancário.

Dos estudos efetuados com base em metodologias não-paramétricas, similares às aplicadas neste estudo, tais como a metodologia de Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) destacam-se os trabalhos de Mendes (1994), Canhoto (1996; 1999), Canhoto e Dermine (2000), Camanho e Dyson (1999; 2005) e Portela e Thanassoulis (2007). Estes estudos assentam essencialmente na caracterização do tipo de economias de escala, na identificação dos bancos (in)eficientes sob diferentes noções de eficiência e na comparação entre níveis de eficiência de bancos com diferentes características. Todos estes estudos avaliam a eficiência por via dos denominados modelos de eficiência padrão, com base na abordagem de produção ou intermediação, sem estabelecer qualquer tipo de relação de interdependência entre ambas.

A nível internacional destacam-se os estudos de Berg *et al.* (1993), Resti (1997), Avkiran (1999), Seiford e Zhu (1999a), Casu e Molyneux (2000), Sathye (2001), Grigorian e Manole (2002), Drake e Hall (2003), Lo e Lu (2006), Yavas e Fisher (2006), Chansarn (2008) e Hadad *et al.* (2011) que, para além da tradicional avaliação da eficiência padrão, introduziram e desenvolveram indicadores mais exigentes e modelos complementares sobre a avaliação da eficiência do setor bancário.

Destacam-se os contributos dos estudos de Papke e Wooldridge (1996), Hahn (2007), Hoff (2007), Simar e Wilson (2007; 2008), McDonald (2009) e Ramalho *et al.* (2010; 2011) no desenvolvimento de modelos que permitem a realização de análises complementares mais robustas para a identificação dos fatores determinantes da eficiência empresarial.

O estudo desta temática exige a definição prévia da própria noção de eficiência dado que esta constitui um conceito lato, uma vez que pode ser aplicado a uma multiplicidade de fatores empresariais e a especificação de diversos tipos de eficiência exigem diversas metodologias de avaliação.

Em termos gerais, as diversas metodologias de estimação da eficiência podem ser classificadas em dois grandes grupos: paramétricas e não-paramétricas. A abordagem paramétrica tem como principal característica a imposição de uma forma funcional à tecnologia para explicar os níveis de eficiência das empresas. A abordagem não-paramétrica não estabelece uma função de produção inicial. Através de técnicas de programação linear, a metodologia não-paramétrica determina uma fronteira de eficiência a partir das empresas de melhor prática, sendo as empresas situadas abaixo da fronteira consideradas ineficientes.

São diversos os autores que defendem a utilização de modelos de avaliação da eficiência com base em múltiplos fatores, dada a complexidade da realidade empresarial. Os modelos tradicionais de avaliação de funções custo não são considerados os mais apropriados para o setor bancário devido às características multiproduto que este oferece. A fraca capacidade para este tipo de modelos estimarem a produtividade dos bancos de melhores práticas, promoveu a utilização de modelos assentes em múltiplos *inputs/outputs* e a avaliação da eficiência relativa.

Farrell (1957) deu início aos estudos sobre a eficiência técnica, a partir de um modelo assente num processo simplificado com base em um *input* / um *output*. Charnes *et al.* (1978) desenvolveram este modelo inicial, convertendo a medida de eficiência técnica para um processo de múltiplos *inputs/outputs*, assumindo rendimentos constantes à escala. Posteriormente Banker *et al.* (1984) desenvolveram o modelo anterior assumindo rendimentos variáveis à escala. Estes foram os estudos que estiveram na base de criação da metodologia denominada por Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*) aplicada neste trabalho.

São diversas as técnicas aplicadas no estudo da eficiência, contudo a metodologia DEA tem sido amplamente utilizada nos mais diversos setores de atividade, dada a sua simplicidade matemática e a sua natureza não-paramétrica. Em termos gerais, a metodologia DEA constitui uma técnica de programação matemática linear, que converte múltiplos *inputs* e *outputs* em medidas de eficiência. A conversão é efetuada comparando os recursos (*inputs*) utilizados e os resultados obtidos (*outputs*) em cada *Decision Making Unit* (DMU) relativamente a todas as outras DMU em estudo, permitindo identificar as unidades mais eficientes numa população e, com base nestas, fornecer uma medida de ineficiência relativa para as restantes.

Emrounejad e Thanassoulis (2001) e Tavares (2002) apresentam uma lista bastante exaustiva da aplicação da metodologia DEA em numerosos estudos empíricos sobre a eficiência nos mais variados setores de atividade. Não obstante a sua vasta aplicação, são também diversos os autores que apresentam algumas advertências à sua aplicação, dado que a leitura linear dos resultados obtidos pode promover enviesamentos significativos ao nível das análises e conclusões registadas.

Segundo Ali (1993) as características matemáticas do modelo DEA que admite rendimentos variáveis à escala, modelo maioritariamente aplicado aos estudos sobre a eficiência do setor bancário, permitem que as DMU que apresentam o valor mais baixo num dos *inputs* (ou o valor mais elevado num dos *outputs*) sejam automaticamente consideradas eficientes, mesmo que as restantes variáveis não apresentem as melhores relações. Essas DMU são denominadas falsas-eficientes, eficientes à partida ou por defeito.

Neste contexto, é necessário analisar em profundidade os *rankings* produzidos pelos modelos DEA, de forma a compreender o desempenho efetivo de cada DMU. Em termos gerais, é necessário identificar as causas e soluções para que as DMU ineficientes possam alcançar a eficiência e analisar em que contexto foi alcançado os níveis de eficiência máximos pelas DMU consideradas eficientes.

Na tentativa de melhor compreender os resultados obtidos pelos modelos DEA tradicionais, por vezes controversos e dificilmente justificáveis, surgiram algumas metodologias

complementares de análise, tais como os níveis de super-eficiência, fronteira invertida, eficiência composta, análises contexto-dependente, matriz de eficiências cruzadas, entre outras. Não sendo estas propriamente recentes na literatura, são poucos os estudos empíricos que registam a sua aplicação, sendo, na grande maioria das vezes, ignoradas as limitações supra enunciadas.

A conjugação da fronteira de eficiência DEA com a fronteira de ineficiência IDEA (*Inverted DEA*) constitui uma das formas mais simples para identificar as DMU falsas-eficientes e permite o apuramento do nível de eficiência composta. Este indicador de eficiência exige que uma DMU eficiente apresente um bom desempenho nas áreas em que é melhor (elevado nível de eficiência padrão) e que apresente um desempenho aceitável nas áreas em que é pior (baixo nível de eficiência invertida). São muito poucos os *softwares* que permitem o apuramento deste indicador, o que tem dificultado a disseminação da sua aplicação.

Mais recentemente surgiram na literatura outro tipo de questões, que se prendem essencialmente com a natureza conceptual dos modelos DEA, quando aplicados especificamente ao setor bancário.

A primeira questão relaciona-se com a seleção das variáveis *input/output* a incluir nos modelos DEA. Esta questão é particularmente pertinente no setor bancário, dada a existência de dois grandes tipos de abordagem, associadas ao tipo de atividade inerente ao negócio, nomeadamente: uma abordagem com base na função de intermediação financeira dos bancos e outra que aborda a função produtiva dos bancos, caracterizando os mesmos como instituições que usam capital e mão-de-obra para prestar serviços.

A problemática coloca-se essencialmente quanto à classificação a atribuir aos depósitos, dado que na abordagem com base na intermediação são considerados recursos (*inputs*) e na abordagem com base na produção são considerados resultados (*outputs*).

Acredita-se que a solução para esta questão, específica mas não exclusiva do setor bancário, poderá passar pela aplicação dos mais recentes modelos DEA, denominados modelos bietápicos. Os modelos bietápicos pressupõem que o processo produtivo é composto por

subprocessos (ou etapas) e têm como particularidade utilizar os *outputs* do modelo da etapa 1 como *inputs* exclusivos do modelo da etapa 2. As variáveis comuns aos dois modelos são denominadas, neste contexto, de medidas intermediárias.

Os modelos bietápicos foram introduzidos, de uma forma bastante rudimentar, pelo estudo de Wang *et al.* (1997), sobre o impacto das tecnologias de informação sobre o desempenho dos bancos. Embora o conceito bietápico fosse inovador na altura, os autores aplicaram modelos DEA independentes a cada uma das etapas e ignoraram a existência de medidas intermediárias, principal mais-valia deste tipo de modelos.

Estudos elaborados com base neste tipo de abordagem individual de submodelos independentes permitem que DMU consideradas ineficientes em um, ou em ambos os modelos que compõem cada etapa, sejam classificadas de eficientes quando analisadas num modelo único composto pelos *inputs* da etapa 1 e os *outputs* da etapa 2. Esta situação reflete a incapacidade dos modelos DEA tradicionais para avaliar o desempenho na presença de processos bietápicos, e logo, interdependentes, caracterizados pela existência de medidas intermediárias (Seidford e Zhu, 1999a) (Lo e Lu, 2006).

Chen e Zhu (2004) desenvolvem o estudo efetuado por Wang *et al.* (1997) partindo do pressuposto que a (in)eficiência de uma etapa influencia a (in)eficiência da outra devido à existência de medidas intermediárias comuns. Neste contexto, derivam o modelo bietápico, tal como atualmente conhecido, onde o processo bietápico é considerado um processo único ou global. Apenas se conhece um *software* que permite o apuramento dos índices de eficiência do modelo bietápico, nomeadamente o DEAFrontier (Zhu, 2009). Contudo, na última versão disponível no mercado, apenas são obtidos os índices de eficiência para as etapas 1 e 2 individualmente, não sendo apresentado o índice de eficiência bietápico global.

Outra questão relaciona-se com o facto da mais recente abordagem ao estudo da eficiência, frequentemente denominada por abordagem moderna, incorporar as especificidades da atividade bancária, tais como a gestão de risco e de processamento de informação, na teoria clássica da empresa, tendo em conta alguns problemas decorrentes da teoria da agência, nomeadamente o conflito de interesses entre gestores e acionistas. Este facto levou vários

autores a incorporar, nos modelos de avaliação de desempenho dos bancos, as variáveis que refletem, para além da rentabilidade, a criação de valor, o risco e os custos de oportunidade para os acionistas (Kimball, 1998) (Koch e MacDonald, 2003) (Fiordelisi e Molyneux, 2004; 2006) (Tabak *et al.*, 2005).

Embora sejam muitos os autores que reconhecem a necessidade e a utilidade da inclusão deste tipo de variáveis nos estudos sobre a eficiência, são também muitos os que optam por ignorar e abandonar a ideia devido à inexistência ou grande dificuldade na obtenção das informações financeiras específicas necessárias.

Diversos estudos aplicados às fronteiras de eficiência realizam, numa segunda fase, análises complementares para identificar os fatores determinantes da eficiência empresarial.

Coelli *et al.* (1998) foram os principais impulsionadores dos estudos de identificação dos fatores determinantes da eficiência, utilizando os índices de eficiência DEA, calculados como variáveis dependentes em regressões Tobit, numa primeira etapa, a fim de identificar as variáveis com maior poder explicativo sobre esses índices, numa segunda etapa. Esta metodologia bietápica, que conjuga o cálculo dos índices de eficiência DEA com a regressão Tobit, foi posteriormente utilizada em numerosos estudos aplicados a diversos setores de atividade, incluindo o setor bancário.

Dado que os índices de eficiência DEA assumem valores contínuos no intervalo]0; 1], a regressão do tipo Tobit foi considerada, por muitos autores, como mais apropriada relativamente aos modelos lineares simples, à qual deve ser imposta uma dupla limitação (*two-limit*). Contudo, não obstante a vasta aplicação de modelos de regressão Tobit aos índices de eficiência DEA, os estudos mais recentes referem que esta técnica constitui uma má especificação, dado que existe uma probabilidade positiva dos índices assumirem o valor igual a 1, mas a probabilidade de assumirem o valor igual a 0 é nula.

Diversos autores referem que embora o modelo Tobit possa ser apropriado para descrever dados censurados no intervalo [0, 1], não é apropriado para aplicar aos índices de eficiência DEA, dado que estes são obtidos de forma natural, derivada da sua forma de cálculo, e não

por qualquer tipo de censura (Papke e Wooldridge, 1996) (Hoff, 2007) (McDonald, 2009) (Ramalho *et al.*, 2010; 2011).

Papke e Wooldridge (1996) deram início ao estudo das regressões apropriadas a este tipo de dados, tendo promovido a criação de um novo grupo de regressões, que têm sido frequentemente denominadas pelos investigadores por modelos de regressão fracional, cujas variáveis dependentes assumem valores no intervalo $[0; 1]$. Ramalho *et al.* (2010; 2011) testam vários modelos de regressão alternativos para lidar com a natureza fracional dos índices DEA, nomeadamente: as regressões Logit, Probit, Loglog e Cloglog.

Este trabalho de investigação pretende contribuir para o estudo desta temática, dado que não se tem conhecimento de nenhum estudo empírico sobre o setor bancário em Portugal, no qual tenham sido aplicados os indicadores de eficiência complementares ou um modelo de eficiência de tipo bietápico similar ao desenvolvido. Também não se tem conhecimento de estudos empíricos sobre os fatores determinantes da eficiência do setor bancário em Portugal, nos quais tenham sido aplicados modelos de regressão fracional.

1.2 Relevância do tema

Forte concorrência, elevado dinamismo, crescente sofisticação dos serviços prestados e uma acentuada descida das taxas de juro são fatores que muito têm contribuído para o ambiente pouco tranquilo que se tem vivido nos últimos anos no setor bancário.

Constitui função primária do sistema financeiro o facilitar da afetação de recursos, ao longo do tempo e no espaço, desempenhando as instituições financeiras um papel fundamental na avaliação da capacidade dos empresários, na análise da qualidade dos projetos de investimento e na definição de formas de diversificação do risco. Drummond e Aguiar (2004) analisam o contributo das instituições financeiras para o crescimento agregado da economia, avaliando os efeitos do desenvolvimento do setor financeiro sobre a produtividade, a acumulação de capital e a capacidade de desenvolvimento tecnológico das atividades produtivas e verificam que embora se possam constatar grandes diferenças, quer

entre países, quer ao longo do tempo, ao nível das instituições financeiras e dos produtos financeiros oferecidos, as funções desempenhadas pelo sistema financeiro mantêm-se relativamente estáveis. Contudo, a forma como essas funções são desempenhadas está em constante mutação devido a fatores como o desenvolvimento tecnológico, a inovação financeira e a concorrência entre instituições.

O setor financeiro é considerado por muitos analistas como um dos setores mais resilientes às condições económicas desfavoráveis. O bom desempenho dos mercados financeiros nacionais e internacionais e o crescimento da atividade primária de intermediação financeira permitiram aumentos significativos dos ativos no sistema bancário e um aumento significativo da atividade bancária geral, principalmente a partir do início do século XXI.

Assistiu-se logo a partir do início da década de noventa a uma expansão muito significativa do número de bancos registados no Banco de Portugal. De cerca de 30 bancos em 1990, já eram 47 os bancos registados em 1995 e 67 em 2000, verificando-se nesta década um aumento superior a 120%. Registou-se uma quebra a partir do ano 2000, fruto de uma vaga de importantes fusões na banca portuguesa, atenuada pela entrada de bancos e sucursais de bancos estrangeiros. Estas observações são bastante significativas quando expandidas a todas as instituições de crédito e sociedades financeiras, marcando um período de profunda reestruturação do sistema financeiro em Portugal.

Foram muitos os desafios que se colocaram à banca nos últimos anos, principalmente quanto à implementação de novas tecnologias associadas aos instrumentos e sistemas de pagamentos eletrónicos, tais como a criação da SIBS, da UNICRE, do serviço multibanco, da telecompensação eletrónica interbancária de cheques, a implementação do subsistema de Transferências Eletrónicas Interbancárias, a entrada em funcionamento do Sistema de Pagamentos de Grandes Transações ou a ligação ao TARGET.

A fase dos “anos dourados” foi caracterizada pelo financiamento fácil e barato que promoveu um significativo aumento do consumo e do investimento em habitação por parte das famílias, bem como a alavancagem das empresas. O aumento da despesa, pública e privada, provocou a existência de défices sistemáticos na balança corrente, tendo o

aumento do endividamento financiado pelo recurso aos mercados financeiros internacionais sido intermediado pelo sistema bancário português. Entre o início da década de 90 e 2010 a dívida externa bruta aumentou de 64% para 230% do PIB. O rácio de transformação do sistema bancário, medido pela relação entre o crédito concedido e os depósitos captados, passou de cerca de 65% em 1996, para cerca de 160% em 2010 (Costa, 2012).

Em meados de 2007, no início da grave crise financeira no mercado imobiliário de alto risco das *subprimes* do mercado norte-americano, os bancos portugueses registavam uma elevada alavancagem, estando fortemente dependentes dos mercados grossistas para o seu financiamento. O evoluir da crise nos EUA e na Europa, por via do efeito dominó, direcionou a atenção dos investidores para os desequilíbrios macroeconómicos das economias periféricas da área do euro e para a relação entre os riscos soberanos e bancários.

O aumento da instabilidade promoveu a degradação do mercado interbancário na área do euro e uma maior desigualdade das condições de acesso dos diversos países aos mercados financeiros internacionais. O sistema bancário português foi um dos mais afetados, tendo ficado fortemente condicionado ao financiamento externo e sujeito ao aumento das taxas de juro.

Os níveis de rendibilidade no setor bancário têm registado descidas significativas, essencialmente devido ao aumento do incumprimento do crédito, com particular incidência no setor da construção e no consumo e devido à redução das receitas, motivada pela redução da atividade bancária e pela contração da margem financeira. A redução contínua da margem financeira obrigou as instituições à adoção de políticas de contenção de gastos de funcionamento, através de uma rigorosa racionalização dos fatores produtivos e reengenharia de meios, onde a gestão da eficiência passou a ocupar um papel determinante.

Segundo o Banco de Portugal (2012) a atividade do sistema bancário português, avaliada pelo ativo total em base consolidada, contraiu 3,5% em 2011, essencialmente devido à diminuição (por desvalorização) da carteira de ativos financeiros, pela redução significativa do volume de operações de venda de créditos, tendo-se registado uma redução de 3,2% na carteira de crédito a clientes. As reduções mais significativas dizem respeito aos

empréstimos concedidos às administrações públicas, seguidos pelos empréstimos a particulares (habitação e consumo) e empréstimos a sociedades não financeiras privadas.

O aumento da captação de depósitos de clientes permitiu minorar as consequências das restrições ao acesso aos mercados internacionais, tendo contribuído, de uma forma muito significativa, para o financiamento do sistema bancário português em 2011. Os recursos de clientes em base consolidada registaram um crescimento de 6,3% em 2011, sendo de salientar o peso significativo dos recursos de clientes particulares residentes na atividade doméstica e dos depósitos na atividade internacional.

A rentabilidade do sistema bancário português apresentou uma evolução bastante desfavorável em 2011, tendo os resultados antes de impostos e interesses minoritários registado valores negativos, como consequência do aumento das provisões e imparidades associadas ao crédito a clientes e da diminuição dos resultados de operações financeiras. Os resultados associados a serviços e comissões (líquidos) registaram uma diminuição de 2,3%, e os rácios de rentabilidade registavam valores negativos (rentabilidade do ativo: -0,37%; e rentabilidade dos capitais próprios: -6,32%).

Registou-se uma ligeira redução dos custos operacionais, fruto da implementação de estratégias de reestruturação das redes comerciais e serviços centrais por parte dos bancos, tendo os gastos gerais administrativos diminuído 2,5%. Contudo, o tradicional rácio de eficiência bancário, o rácio *cost-to-income* deteriorou-se significativamente, devido à diminuição do produto bancário. No final de 2011 o rácio *cost-to-income* era de 61,5% o que representa um acréscimo de aproximadamente 4 pontos percentuais face ao ano anterior.

Registou-se um aumento muito significativo dos resultados das filiais e sucursais no exterior dos grupos bancários portugueses, tendo a atividade internacional contribuindo para atenuar os resultados negativos registados pela atividade doméstica. De salientar particularmente a contribuição dos resultados antes de impostos e de interesses minoritários e da margem financeira.

Relativamente ao total de resultados obtidos pelos oito maiores grupos bancários residentes, salientam-se os pesos dos resultados provenientes da atividade internacional: os resultados antes de impostos e de interesses minoritários registavam um peso de 77% em finais de junho de 2011. O mesmo indicador registava um peso de 28,7% no período homólogo. Os resultados líquidos registavam um peso de 38,4%, em finais de junho de 2011. O mesmo indicador registava um peso de 13,8% no período homólogo. A margem financeira e o produto da atividade bancária registavam um peso de 28,9% cada, no final de 2011 (Banco de Portugal, 2012). Estes resultados evidenciam a crescente e significativa relevância da atividade internacional nos principais bancos a operar em Portugal.

A fim de salvaguardar a estabilidade financeira, o Programa de Assistência Financeira a que Portugal está sujeito atualmente procura, entre outros objetivos, assegurar uma desalavancagem gradual e ordenada do sistema bancário português, que não comprometa o financiamento do setor produtivo da economia. Para esse efeito, a estratégia delineada assenta no fortalecimento dos níveis de capitalização dos bancos, na proteção da liquidez do sistema bancário, no reforço do acompanhamento e supervisão do setor bancário e na melhoria do enquadramento regulamentar. Apenas será possível dar resposta aos grandes desafios que se colocam à Europa e particularmente aos países periféricos, dos quais Portugal faz parte, com a melhor utilização de recursos que permitam uma redução estrutural dos custos, a otimização da liquidez e a reconexão aos mercados de financiamento (Costa, 2012).

A grave crise instalada em diversos países europeus leva muitos analistas a questionar a viabilidade do projeto da união europeia e a não tecer previsões para os próximos tempos. O grau de incerteza é enorme e, pese embora uma grande vontade política de continuar a batalhar pela união europeia, com vista ao crescimento económico conjunto, os tempos futuros não se avizinham fáceis. A rentabilidade, o risco e a eficiência, estarão certamente no centro das atenções empresariais, em especial para o setor bancário.

O grau de dependência do financiamento da economia do sistema bancário é elevado. Atualmente em Portugal, o volume de crédito bancário concedido a residentes ascende a quase 200% do PIB. Estes valores são muito superiores aos níveis registados na maioria dos

países da área do euro. A carteira de crédito concedido a residentes é composta por cerca de 50% de crédito às famílias e 40% às empresas não financeiras. O peso do crédito hipotecário revela uma significativa exposição dos bancos ao setor imobiliário, dado que cerca de 80% do crédito concedido às famílias corresponde a crédito hipotecário e os segmentos da construção e atividades imobiliárias representam cerca de um terço do crédito às empresas não financeiras (Costa, 2012).

Em Portugal os grupos bancários sujeitos ao exercício de *stress-test*³ conduzidos pelo Banco de Portugal segundo as normas do Comité das Autoridades Europeias de Supervisão Bancária (*Committee of European Banking Supervisors*), em cooperação com o Banco Central Europeu e com a Comissão Europeia, têm demonstrado, anualmente e desde 2009, bons resultados. Contudo, dado o agravamento progressivo da situação económica e social da zona Euro e a necessidade de antecipação da convergência para os novos padrões internacionais de Basileia III, considera-se necessário e oportuno exigir um reforço dos níveis mínimos de solvabilidade às instituições financeiras.

Neste contexto e no âmbito da negociação do Programa de Assistência Financeira a Portugal com a Comissão Europeia, o Banco Central Europeu e o Fundo Monetário Internacional estabeleceram um reforço dos níveis de capitalização do sistema bancário nacional, que determinou que os grupos bancários deveriam apresentar rácios de Core Tier 1⁴ não inferiores a 9% a partir do final de 2011 e não inferiores a 10% a partir do final de 2012.

Para fazer face à atual conjunta económica e financeira, parece ser essencial, às empresas em geral e às instituições financeiras em particular, a otimização dos seus níveis de eficiência. Importa essencialmente compreender até que ponto um elevado montante de

³ Os denominados *stress-test* têm como objetivo avaliar a resistência à crise económica e financeira de um conjunto representativo de bancos dos países da União Europeia. O exercício dos *stress-test* envolve uma simulação combinada de diversos choques adversos considerados extremos, em termos de risco de mercado e de crédito, incluindo o risco soberano.

⁴ “O rácio Core Tier 1 estabelece um nível mínimo de capital que as instituições devem ter em função dos requisitos de fundos próprios decorrentes dos riscos associados à sua atividade. Como tal, este rácio é apurado através do quociente entre o conjunto de fundos próprios designado de *core* e as posições ponderadas em função do seu risco. O conjunto de fundos próprios *core* compreende o capital de melhor qualidade da instituição, em termos de permanência e capacidade de absorção de prejuízos, deduzido de eventuais prejuízos e de certos elementos sem valor de realização autónomo, numa perspetiva de continuidade da atividade de uma instituição” (Banco de Portugal, 2011).

gastos operacionais num banco se deve ao não aproveitamento de eventuais benefícios de escala (ineficiência de escala) ou à má gestão de recursos produtivos (ineficiência produtiva).

Embora se registem imensos estudos sobre a eficiência produtiva do setor financeiro, uma grande parte deles centra-se apenas nas tradicionais problemáticas associadas às economias de escala e de gama (diversificação da prestação de serviços), não sendo devidamente explorados os desvios relativamente às fronteiras de eficiência, também denominados na literatura por ineficiências-X (*X-inefficiencies*). A evidência empírica sugere que as ineficiências-X provocadas pela incapacidade dos gestores em controlar gastos ou maximizar rendimentos são maiores do que os custos associados a uma má escolha da escala ou da gama de produção. Girardone *et al.* (2006) verificam que as ineficiências-X representam entre 13% a 15% do total dos gastos nos bancos italianos.

A evidência empírica mais recente demonstra que os tradicionais indicadores de eficiência padrão já não se revelam adequados. O surgimento de indicadores mais exigentes e modelos integrados, que cruzam as tradicionais abordagens individuais, promovem a necessidade de uma nova onda de estudos empíricos, que reflitam a nova realidade do sistema bancário.

1.3 Objetivos da tese e principais contribuições

Tal como anteriormente referido, este trabalho de investigação tem por objetivo principal avaliar a eficiência e identificar os fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, sendo estes estimados de uma forma integrada e mais exigente, que ultrapassa os tradicionais modelos de eficiência padrão.

Pretende-se avaliar os níveis de eficiência com base em indicadores compostos e modelos bietápicos, de forma a demonstrar a sua superioridade na atribuição dos níveis de eficiência e na identificação das unidades eficientes, relativamente aos indicadores e modelos padrão tradicionais. Pretende-se ainda, numa fase posterior, identificar os principais fatores determinantes da eficiência bancária com base na aplicação de regressões fracionais.

Para a concretização dos objetivos gerais foi inicialmente efetuada a revisão dos principais métodos de avaliação da eficiência, particularmente em relação à eficiência bancária, bem como das principais problemáticas associadas ao tema.

Dada a inexistência de informação publicada sobre determinadas variáveis consideradas essenciais, foi criada uma metodologia alternativa que permite apurar, de uma forma simples e acessível, essas variáveis, muitas vezes ignoradas por parte de PME não cotadas em bolsa, devido à dificuldade na sua obtenção.

Foi inicialmente efetuado um estudo preliminar, com os dados dos bancos a operar em Portugal em 2007, a fim de validar os modelos DEA criados no âmbito deste estudo. Este estudo preliminar avalia a eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, com a caracterização dos indicadores de eficiência de produção, intermediação, rendibilidade e bietápico, identificação do tipo de economias de escala, identificação dos bancos de melhores práticas e análise das principais causas de ineficiência dos restantes.

Estes trabalhos preparatórios foram considerados necessários e essenciais para a concretização dos objetivos específicos do estudo, que se identificam como sendo os seguintes:

- Avaliar a eficiência global dos principais bancos a operar em Portugal, por via de um modelo bietápico específico para o setor bancário, que permita simultaneamente incorporar as medidas de avaliação associadas à abordagem moderna, tais como a criação de valor para o acionista e o custo de oportunidade do capital, e integrar num só modelo as tradicionais abordagens de produção e de intermediação, considerando a existência de medidas intermediárias comuns;
- Explorar modelos alternativos e complementares para a avaliação da eficiência, que permitam o apuramento dos níveis de eficiência de uma forma mais robusta (tais como os modelos DEA de eficiência invertida e composta) e com uma perspetiva cruzada (tais como as matrizes), de forma a compreender determinados resultados, aparentemente

inconsistentes, obtidos nos modelos tradicionais de eficiência padrão. Pretende-se em particular a identificação de bancos falso-eficientes ou eficientes por defeito classificados como unidades eficientes de referência nos modelos de eficiência padrão;

- Identificar os fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, com base na aplicação de modelos de regressão alternativos, mais apropriados para lidar com a natureza fracional dos índices DEA que os frequentemente utilizados tradicionais modelos lineares e Tobit. Com a aplicação dos modelos de regressão fracionais pretende-se essencialmente caracterizar a natureza das relações entre as variáveis em estudo, sendo as variáveis principais definidas em termos de eficiência, rendibilidade e risco, e identificar as variáveis estatisticamente significativas no apuramento dos níveis de eficiência bancária.

Tendo em consideração as questões supra enunciadas, que evidenciam algumas problemáticas ainda existentes atualmente, relativamente ao estudo da eficiência do setor bancário, apresenta-se seguidamente os principais contributos deste estudo sobre o tema e que se resumem aos seguintes pontos:

1. Inclusão de variáveis associadas à abordagem moderna, tais como a criação de valor para o acionista no estudo da eficiência bancária. A criação de valor é reconhecida por diversos autores como uma variável importante a incluir neste tipo de estudos, mas não utilizada na maioria das vezes devido à dificuldade em proceder ao seu apuramento. Para a grande maioria das empresas o apuramento dos indicadores de criação de valor pode tornar-se uma tarefa difícil, devido a dificuldades na obtenção de boas estimativas de variáveis essenciais que, devido ao seu caráter de natureza confidencial, não são normalmente conhecidas pelas entidades avaliadoras. Por outro lado, os métodos tradicionais existentes na teoria financeira para realizar tais estimativas são, normalmente, mais apropriados a grandes empresas com informação financeira específica ou a empresas cotadas em bolsa.
2. Criação de uma metodologia alternativa para a estimação do custo do capital próprio, que poderá ser facilmente aplicada por pequenas e médias empresas (PME) não cotadas

em bolsa. O custo do capital próprio é normalmente uma das variáveis essenciais ao cálculo da criação de valor mas de difícil apuramento, devido ao seu caráter de natureza confidencial. Para o cálculo das medidas de criação de valor, foi necessário estimar uma variável *proxy* para o custo do capital, devido à falta de informação publicada sobre a remuneração mínima exigida pelos acionistas. Foi desenvolvido, no âmbito deste estudo, um método alternativo aos métodos tradicionais para a sua estimação, com o objetivo de simplificar a aplicação da metodologia da gestão pelo valor em pequenas e médias empresas não cotadas em bolsa. O denominado método alternativo foi apresentado pela primeira vez em Martins (2010b) e foi inspirado na metodologia assente na notação de *rating* de crédito, referida por Neves (2002) para o cálculo do custo do capital alheio.

3. Exploração de modelos DEA alternativos e complementares às abordagens tradicionais ou eficiência padrão, que se revelam muito mais exigentes e consistentes em termos de avaliação da eficiência bancária, nomeadamente:

(1) Criação e aplicação de um modelo bietápico aos principais bancos a operar em Portugal, que permite estimar um índice de eficiência global a partir de 2 etapas, conjugando as tradicionais abordagens de produção (etapa 1) e intermediação (etapa 2) num só modelo, considerando a existência de variáveis intermediárias comuns. Aplicado ao setor bancário, um modelo desta natureza (bietápico) permite avaliar a importância da variável intermediária (Depósitos), principal conetor entre aforradores e investidores e contornar, simultaneamente, o tradicional problema associado à necessidade de escolher entre a aplicação da abordagem de produção ou de intermediação.

(2) Aplicação dos modelos de eficiência composta que conjuga a eficiência padrão e o complemento da eficiência em relação à fronteira invertida. O nível de eficiência composta normalizada exige que uma DMU eficiente apresente um bom desempenho nas áreas em que é melhor (elevado nível de eficiência padrão) e que apresente um desempenho aceitável nas áreas em que é pior (baixo nível de eficiência invertida). A ausência destes modelos complementares nos principais pacotes de *software* comercial, específicos da metodologia DEA, tem provavelmente contribuído para a inexistência de estudos aplicados com estes indicadores.

4. Criação de um modelo de análise complementar por via da adaptação da tradicional Matriz da Boston Consulting Group (BCG) ao modelo DEA bietápico.
5. Exploração de modelos de regressão alternativos para a identificação dos fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, numa segunda etapa conjugada com a metodologia DEA. Diversos estudos aplicam, numa segunda etapa, modelos de regressão truncados, utilizando os índices DEA como variáveis dependentes e diversas variáveis exógenas (potenciais fatores determinantes da eficiência) como variáveis independentes. Não obstante a existência de um elevado número de estudos com a aplicação do modelo Tobit, a escolha do modelo de regressão mais adequado, a aplicar numa segunda etapa conjugada com a metodologia DEA, não é consensual entre os autores, que apontam para um conjunto de questões metodológicas que podem comprometer os respetivos resultados, tais como a natureza fracional dos índices DEA, por exemplo. Foram adotados os mais recentes estudos de Ramalho (2010; 2011) a fim de testar vários modelos de regressão alternativos para lidar com a natureza fracional dos índices DEA, nomeadamente: as regressões Logit, Probit, Loglog e Cloglog para proporções. Estes modelos também foram aplicados, considerando como variável dependente o rácio TIER1, no intuito de analisar as relações entre alguns indicadores de rendibilidade, risco e eficiência.
6. Aplicação dos modelos de regressão alternativos identificados no ponto 5 aos índices DEA complementares identificados no ponto 3. Não se tem conhecimento de nenhum estudo empírico que envolva esta combinação no setor bancário ou em qualquer outro setor de atividade.

1.4 Organização do estudo

Para concretizar os objetivos propostos, esta tese encontra-se organizada em cinco capítulos, incluindo esta introdução (capítulo 1).

O Capítulo 2 apresenta a revisão da literatura sobre o tema em estudo, onde se abordam as principais noções, metodologias e problemáticas associadas à avaliação da eficiência em termos gerais e da eficiência bancária em termos específicos, dando relevo aos principais aspetos da metodologia aplicada, nomeadamente a Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) e do tipo de regressões aplicadas para a identificação dos fatores determinantes da eficiência.

O Capítulo 3 caracteriza a amostra, justifica a seleção das variáveis *input* e *output* que incorporam os vários modelos aplicados e caracteriza e especifica essas variáveis, os diversos modelos DEA criados para os principais bancos a operar em Portugal aplicados no estudo e as regressões fracionais analisadas.

O Capítulo 4 apresenta a estimação dos modelos e os resultados obtidos. É efetuada uma avaliação da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, no ano de 2009, com base em modelos DEA alternativos e complementares, que caracterizam a denominada eficiência invertida e composta para os modelos de produção, intermediação e rendibilidade e bietápico global. Apresenta-se também os fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, apurados com recurso a modelos de regressão alternativos, apropriados para lidar com a natureza fracional dos índices DEA, nomeadamente: as regressões Logit, Probit, Loglog e Cloglog para proporções. Apresenta-se ainda as relações entre alguns indicadores de rendibilidade, risco e eficiência.

O Capítulo 5 apresenta as principais conclusões, limitações do estudo e sugestões para investigações futuras.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1 Introdução

Este capítulo tem por objetivo apresentar a revisão da literatura sobre o tema em estudo, abordando as principais noções, metodologias e problemáticas associadas à avaliação da eficiência em termos gerais e da eficiência bancária em termos específicos, dando relevo aos principais aspetos da metodologia aplicada, nomeadamente a Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) e do tipo de regressões aplicadas para a identificação dos fatores determinantes da eficiência.

Para responder ao objetivo anterior é realizada neste capítulo, uma revisão da literatura sobre a investigação em eficiência, a qual está dividida em 4 secções, incluindo esta introdução (secção 2.1). Na secção 2.2 são apresentadas as principais noções de eficiência e modelos utilizados para a sua mensuração, com particular incidência sobre a eficiência no setor bancário. Na secção 2.3 são apresentadas as principais questões e limitações relacionadas com a metodologia DEA, tais como a escolha das suas variantes, extensões, orientações e variáveis e os resultados de alguns estudos aplicados ao setor bancário. Na secção 2.4 são apresentadas as principais variáveis relacionadas com o desempenho bancário e os modelos de regressão aplicados na identificação dos fatores determinantes da eficiência.

2.2 A avaliação da eficiência bancária

2.2.1 Tipos de eficiência

O termo sinergia utiliza-se em gestão para designar todos os fenómenos (conjuntos de atividades, negócios ou empresas) que quando geridos ou explorados conjuntamente, conduzem a um acréscimo da sua eficiência e eficácia (por redução de gastos e/ou acréscimo de rendimentos) mais que proporcional à adição pura e simples das suas forças e meios considerados individualmente. Segundo Ferreira (2002), o conceito de sinergia tem

por base os trabalhos de Igor Ansoff⁵ que classifica os diversos tipos de sinergia de acordo com o tipo de retorno obtido, nomeadamente: sinergias pelos rendimentos (obtidas por via da utilização comum de canais de distribuição e rede de vendas, serviços de administração, armazenamento, campanhas de publicidade, marcas, etc. e que podem promover um acréscimo das vendas para os mesmos capitais investidos), sinergias operacionais (obtidas por via da utilização comum de capital humano ou da diluição dos gastos fixos por um maior volume de produção), sinergias de investimento (obtidas por via da utilização comum de instalações, equipamentos, ferramentas, transferência de conhecimento e tecnologias) e sinergias de gestão (obtidas por via da utilização comum das competências e *know-how* dos órgãos de gestão e decisão).

Consideram-se ganhos de eficiência ou economias todas as reduções, voluntárias ou involuntárias, do custo médio de produção, registadas por uma unidade económica, que podem ser provocadas por múltiplas causas, entre as quais se podem distinguir o aumento do volume de produção e o progresso tecnológico. Os ganhos de eficiência na produção baseiam-se nas sinergias baseadas nos gastos e assentam em acréscimos de economias de escala e gama (*scope*).

As economias de escala ocorrem quando a expansão da capacidade de produção de uma empresa ou indústria provoca um aumento na quantidade total produzida sem um aumento proporcional no custo de produção. Como resultado, o custo médio do produto tende a ser menor com o aumento da produção, uma vez que os gastos fixos ou de estrutura são repartidos por um maior volume de produção. As economias de escala podem ocorrer em áreas operacionais, tais como, pesquisa, aprovisionamento, produção, distribuição e *marketing* ou em áreas gerais, de administração, financeira, pessoal, entre outras.

Consideram-se economias de gama ou de modelo (*scope*) as reduções obtidas nos gastos totais por via da produção de múltiplos produtos ou produtos complementares. As economias de gama assentam nos princípios subjacentes à diversificação, podem promover

⁵ Ansoff, H. Igor (1965) *Corporate Strategy*, New York, McGraw-Hill. Obra revista e editada em 1987, Penguin Books.

vantagens competitivas e estratégicas e verificam-se principalmente em empresas com excesso de capacidade de produção.

Contudo, coexistem também as chamadas sinergias pelos rendimentos ou pelos lucros que advêm do aumento do poder de mercado por via do crescimento e da diversificação. Considera-se que uma empresa aumenta o seu poder de mercado sempre que, por via de uma operação de F&A por exemplo, aumenta a sua capacidade de influenciar os preços, as quantidades ou mesmo a natureza dos produtos ou serviços. Associado ao aumento do poder de negociação, o aumento do poder de mercado implica, geralmente, o aumento dos preços de venda e conseqüentemente o aumento dos lucros (Gugler *et al.*, 2003).

Segundo Amado (2004) a primeira definição de eficiência técnica foi elaborada por Koopmans em 1951⁶, tendo Debreu⁷ proposto, no mesmo ano, a primeira medida de eficiência produtiva: o coeficiente de utilização de recursos (*coefficient of resource utilisation*). Foram estes estudos que levaram Farrell (1957) a desenvolver uma metodologia para calcular, empiricamente, a eficiência relativa de diversas unidades produtivas e que permitisse a decomposição da eficiência produtiva em eficiência técnica e em eficiência preço ou de afetação.

Amel *et al.* (2004) definem que uma empresa é eficiente pelos gastos (*cost efficient*) quando minimiza os gastos face a uma determinada quantidade de *outputs* e é eficiente pelos rendimentos ou lucros (*profit efficient*) quando maximiza os lucros face a uma determinada combinação de *inputs* e *outputs*. Além disso, uma empresa é considerada eficiente quando atinge a dimensão ótima no seu mercado (via economias de escala) e quando produz o conjunto ótimo de produtos e serviços face ao custo dos seus fatores produtivos (via economias de gama). Os fatores “dimensão ótima” e “portfólio ótimo de produtos” dependem largamente da tecnologia, regulamentação e tendências dos consumidores. Desta forma, a procura por economias de escala e de gama promove a existência de uma

⁶ Koopmans, T. (1951) An analysis of production as an efficient combination of activities, Activity Analysis of Production and Allocation, Cowles Commission for Research in Economics, Monograph 13, New York: Wiley.

⁷ Debreu, G. (1951) The coefficient of resource allocation, *Econometrica*, 19: 3, p. 273-292.

.....

multiplicidade de estruturas empresariais viáveis, que diferem ao longo do tempo, nos diversos setores de atividade e nos diversos países.

O desempenho das unidades produtivas é frequentemente avaliado através de indicadores de eficiência produtiva. O conceito geral de eficiência está relacionado com a forma como os recursos são utilizados no processo produtivo e pode ser decomposto em dois componentes: a eficiência técnica e a de afetação ou alocativa.

A eficiência técnica (*technical efficiency*) está relacionada com a avaliação das combinações observadas de *inputs/outputs* comparativamente às melhores alternativas tecnológicas possíveis. A eficiência técnica reflete essencialmente a eficiência do processo de produção em converter *inputs* em *outputs* (Avkiran, 1999). Diz-se que uma empresa tem eficiência técnica se, a partir de um dado conjunto de *inputs* e da tecnologia existente, ela consegue produzir o máximo de *output* possível (ou se para um determinado nível de *output* e com base na tecnologia disponível, ela consegue produzi-lo com o mínimo possível de *inputs*).

A avaliação da eficiência de afetação exige informação adicional sobre os objetivos económicos da unidade produtiva e dos preços de mercado com que esta se depara. Neste contexto, a maioria dos estudos centram-se sobre a minimização dos gastos, estando a eficiência de afetação associada à otimização das combinações de *inputs* que permita minimizar os custos de produção, face aos preços dos mesmos (Avkiran, 1999). Ou seja, diz-se que uma empresa tem eficiência de afetação se utilizar os seus *inputs* de acordo com a estrutura ótima que minimize o custo de produção.

Note-se ainda que uma empresa apenas tem eficiência de escala (mesmo que tenha eficiência técnica e de afetação) se produzir a quantidade de *output* que lhe permita maximizar o lucro, ou seja, se estiver a trabalhar na escala ótima de produção.

Uma unidade produtiva é (globalmente) eficiente quando produz um determinado vetor de *outputs*, por via da combinação de *inputs* que permita minimizar os custos de produção, dados os preços dos recursos (*inputs*) e a tecnologia utilizada. Este tipo de eficiência tem sido denominado, nos diversos estudos empíricos, por eficiência-x (*X-efficiency*) e a sua

avaliação é efetuada com base na aplicação de fronteiras de eficiência (Canhoto, 1996). Uma empresa será tanto mais x-eficiente quanto mais próxima estiver da fronteira de eficiência (Clark e Siems, 2002).

Berger *et al.* (1993) alertam para a necessidade de distinguir entre os estudos que avaliam a eficiência-x (com a respetiva decomposição em eficiência técnica e de afetação) e os estudos que avaliam a estrutura de gastos das unidades produtivas por via das eficiências de escala e de gama, assumindo, implicitamente, um nível de eficiência equivalente entre as unidades produtivas. Os primeiros incorporam o facto de existirem diferenças entre as capacidades dos gestores para controlar os custos de produção.

2.2.2 Modelos de avaliação de eficiência no setor bancário

2.2.2.1 Modelos tradicionais (paramétricos versus não-paramétricos)

O termo geral “eficiência” constitui um conceito lato, dado que pode ser aplicado a uma multiplicidade de fatores dentro de uma empresa. As especificações dos diversos tipos de eficiência exigem diversas metodologias de avaliação.

O método mais simples consiste em comparar indicadores económico-financeiros que caracterizem a estrutura de gastos e a rendibilidade. Contudo, este método não incorpora completamente o efeito dos preços exógenos dos *inputs* e *outputs* produtivos, que podem divergir entre empresas devido à existência de diferentes poderes de mercado ou localizações geográficas, por exemplo. As análises mais complexas envolvem o estudo comparativo entre os indicadores de uma empresa com os melhores resultados obtidos no setor, determinados através de métodos estatísticos, tomando em consideração os *inputs*, os *outputs* e os preços de cada empresa.

As metodologias baseadas nas fronteiras permitem a obtenção de um indicador global de eficiência, através da estimação de uma fronteira de eficiência e do cálculo dos desvios de cada empresa ou unidade em relação a essa fronteira. Um dos métodos muito utilizados

consiste na estimação de uma fronteira estocástica (uma combinação dos fatores supra referidos) ao longo da qual qualquer empresa considerada eficiente poderia supostamente operar. Operar sobre a linha da fronteira significa operar com a combinação ótima dos recursos existentes. A avaliação da distância entre a posição atual de cada empresa em relação à fronteira estocástica constitui o seu indicador de (in)eficiência. Este método foi utilizado por diversos autores, tais como Aigner *et al.* (1977), Meeusen e Broeck (1977), Hjalmarsson *et al.* (1996), Berger e Mester (1997), Resti (1997), Bauer *et al.* (1998), Casu *et al.* (2004), Weill (2004) e Ribeiro (2006).

Outro método muito utilizado por diversos autores, tais como Berg *et al.* (1993), Seiford e Zhu (1999a), Canhoto e Dermine (2000), Camanho e Dyson (1999; 2005), Sathye (2001), Grigorian e Manole (2002), Drake e Hall (2003), Lo e Lu (2006), Yavas e Fisher (2006), Portela e Thanassoulis (2007), Chansarn (2008) e Hadad *et al.* (2011) consiste na estimação de fronteiras de gastos ou de rendimentos de forma não-paramétrica, assumindo que não há erros aleatórios na amostra, atribuindo todos os resíduos provenientes do processo de estimação à ineficiência.

A avaliação das economias de escala e de gama é normalmente efetuada através da análise da forma da fronteira. Se o desempenho das empresas que operam sobre a fronteira puder ser melhorado através de uma alteração da sua dimensão ou do seu portfólio de produtos, então ainda há potencial para obter economias de escala ou de gama, respetivamente.

Nas últimas décadas foram desenvolvidas múltiplas metodologias de estimação da eficiência, podendo ser classificadas em dois grandes grupos: paramétricas e não-paramétricas.

A abordagem paramétrica tem como principal característica a imposição de uma forma funcional à tecnologia para explicar os níveis de eficiência das empresas. Esta abordagem envolve dois tipos de modelos: os modelos com fronteiras determinísticas (Aigner e Chu, 1968) (Afriat, 1972) e os modelos com fronteiras estocásticas (Aigner *et al.*, 1977) (Meeusen e Broeck, 1977), cuja principal diferença básica reside na suposição em relação ao termo de

erro⁸. Os modelos de fronteiras paramétricas utilizaram, na sua fase inicial, formas funcionais neoclássicas como as funções Leontief e Cobb-Douglas. Contudo, os bons resultados obtidos com a aplicação de formas funcionais flexíveis promoveram, a partir da década de 80, o desenvolvimento de estudos com base na função translog. Contudo, o processo de estimação baseado em formas funcionais, tais como, a função Cobb-Douglas ou translog, não permite uma diferenciação direta entre as ineficiências decorrentes da escala e a ineficiência-x (Ribeiro, 2006).

Desenvolvida por Farrell (1957) a abordagem não-paramétrica não estabelece uma função de produção inicial. Através de técnicas de programação linear, a metodologia determina uma fronteira de eficiência a partir das empresas de melhor prática, sendo as empresas situadas abaixo da fronteira consideradas ineficientes.

Berger e Humphrey (1997) reveem 130 estudos empíricos sobre eficiência nas instituições financeiras de 21 países e identificam as abordagens mais utilizadas nos mesmos⁹, segundo dois grandes grupos de metodologias: paramétricas (*Stochastic Frontier Approach* – SFA¹⁰, *Distribution Free Approach* – DFA¹¹, *Thick Frontier Approach* – TFA¹²) e não-paramétricas (*Data Envelopment Analysis* – DEA¹³, *Free Disposal Hull* – FDH¹⁴). Os autores verificam que as

⁸ O modelo com fronteiras determinísticas supõe que toda ineficiência provém de fenómenos controlados pelas empresas, possuindo o termo de erro uma distribuição unilateral não simétrica; o modelo de fronteira estocástica supõe a existência de um erro de tipo composto, constituído por dois tipos de erros: um erro unilateral, com as mesmas características pertencentes às fronteiras determinísticas e um erro simétrico, com variação aleatória e distribuição normal com média igual a zero, que captura os efeitos dos fenómenos não controlados pela empresa.

⁹ Sendo a metodologia DEA a mais popular, aplicada em cerca de 48% dos estudos empíricos estudados.

¹⁰ A metodologia SFA especifica uma forma funcional para gastos, lucros ou relação de produção entre *inputs*, *outputs* e fatores ambientais, permitindo erro aleatório (usualmente com distribuição simétrica normal) e assumindo que as ineficiências seguem distribuição assimétrica (geralmente semi-normal). Pode ser aplicada a dados *cross section* ou a dados em painel.

¹¹ A metodologia DFA também especifica uma forma funcional para a fronteira eficiente e separa ineficiências de erros aleatórios. Não faz fortes suposições a respeito da distribuição das ineficiências ou erros e assume que as diferenças de eficiência são estáveis no tempo, enquanto que a média dos erros aleatórios tende para zero ao longo do tempo, ou seja, os erros aleatórios tendem a compensar-se mutuamente ao longo do tempo. Exige a disponibilidade de dados em painel.

¹² A metodologia TFA especifica uma forma funcional e assume que os desvios dos gastos previstos e o mais baixo quartil de gastos, numa determinada classe, representam o erro aleatório, enquanto que a diferença nos gastos previstos entre o quartil mais baixo e o mais elevado representam as ineficiências-X. Pode ser aplicada a dados *cross section* ou a dados em painel.

¹³ A metodologia DEA é uma técnica de programação linear segundo a qual o conjunto de melhores práticas (fronteira de observações) é aquele em que nenhuma outra unidade de decisão ou combinação linear dessas unidades produz mais, dados os *inputs*, ou consome menos, dados os *outputs*. A fronteira DEA é formada pela

diferentes metodologias não produzem resultados consistentes e consideram que, a aplicação das fronteiras de eficiência na avaliação do desempenho bancário, deveria cingir-se à análise de eficiência ao nível dos balcões, numa única instituição financeira.

Também Berger *et al.* (1993) já haviam analisado os resultados de vários estudos, realizados por outros investigadores, em que foram aplicados os métodos SFA, TFA, DEA e DFA e verificam que não existe uma regra que defina qual o método mais apropriado para descrever a verdadeira natureza dos dados das instituições financeiras. Além disso, alertam para o facto de que a escolha do método e das respetivas variáveis a utilizar, influencia, de forma significativa, os resultados obtidos em termos de níveis de eficiência.

Resti (1997) defende que as diferenças encontradas entre os resultados obtidos de métodos paramétricos (SFA) e não-paramétricos (DEA) não são significativas e podem ser explicadas pelas características intrínsecas dos modelos. Também Berger e Mester (1997) não registam diferenças substanciais nos resultados obtidos em termos de eficiência média do setor ou em termos de *rankings* de empresas, pela aplicação de diferentes metodologias.

Bauer *et al.* (1998) analisam a aplicação destas metodologias aos dados de 683 bancos de grande dimensão dos EUA, para um período de 12 anos (1977-88) e verificam que apenas existe consistência dos resultados obtidos para os índices de eficiência e respetivo *ranking* de empresas, entre métodos do mesmo grupo, ou seja, entre os métodos paramétricos (SFA, TFA e DFA), mas não se verifica consistência entre estes e o método DEA (não-paramétrico).

Segundo Grigorian e Manole (2002) os modelos tradicionais de avaliação de funções custo não são os mais apropriados para o setor bancário devido às características multiproducto que este oferece. A fraca capacidade para estes estimarem a produtividade dos bancos de

combinação linear dos pontos que representam o conjunto das melhores práticas, formando um conjunto convexo de possibilidades de produção. Sendo um método determinístico, assume que todos os desvios entre os custos observados e a curva fronteira, de custos mínimos, são explicados pela ineficiência.

¹⁴ A metodologia FDH é um caso especial da metodologia DEA, em que os pontos das linhas que conetam o vértice DEA não são incluídos na fronteira. Ao contrário da metodologia DEA, a abordagem FDH pressupõe que não é possível a substituição entre combinações de *inputs* na isoquanta, sendo formada pela interseção das linhas observadas numa combinação do tipo Leontief.

melhores práticas, promoveu a utilização de modelos assentes em múltiplos *inputs/outputs* e a avaliação da eficiência relativa.

Weill (2004) e Fiorentino *et al.* (2006) registam pouca consistência entre os resultados obtidos pelos modelos paramétricos (fronteiras estocásticas) e não-paramétricos (DEA). Geralmente os níveis de eficiência obtidos pelos modelos paramétricos são substancialmente superiores aos obtidos pelos modelos não-paramétricos. Os modelos não-paramétricos registam maiores aumentos dos índices de eficiência à medida que a amostra é estratificada por classes ou grupos, o que demonstra que este tipo de modelos são muito sensíveis à heterogeneidade dos dados. Além disso também registam elevada sensibilidade a erros de mensuração constantes nos dados e a *outliers*.

Casu *et al.* (2004) verificam que os métodos paramétricos e não-paramétricos permitem retirar conclusões semelhantes em termos da evolução dos índices de produtividade de Malmquist para o setor bancário europeu entre 1994 e 2000.

Segundo Amel *et al.* (2004) a aplicação do método da fronteira estocástica deve ser efetuada com algumas reservas, dado que geralmente assenta no pressuposto que os resíduos da fronteira estimada estão altamente correlacionados com as ineficiências de gestão das empresas bancárias. Uma vez que os resíduos estimados são, por definição, a parcela da variação dos gastos ou rendimentos que não são explicados pelo modelo, a utilização destes resíduos como medidas de avaliação da eficiência pode ser problemático.

Berger e Mester (1997) analisam uma amostra de quase 6.000 bancos comerciais norte americanos durante o período de 1990-1995 e concluem que as diferenças encontradas entre os diversos estudos podem, em parte, ser explicadas pelas diferentes noções de eficiência utilizadas. Os autores argumentam que as noções tradicionais de eficiência baseiam-se essencialmente no uso da tecnologia e caracterizam três tipos de eficiência, que consideram ser as mais apropriadas para o setor financeiro e bancário, uma vez que estas dão mais ênfase à otimização económica como resposta aos preços de mercado e à concorrência, nomeadamente: a eficiência pelos gastos (*cost efficiency*) que mede a distância entre os gastos de um determinado banco e os gastos que o banco com as

melhores práticas do setor ou amostra teria, para fazer face a um determinado nível de produção; a eficiência pelos lucros padrão (*standard profit efficiency*) que mede a distância entre os lucros de um determinado banco e os lucros máximos potencialmente possíveis de atingir face aos níveis de preços dos *inputs* e dos *outputs*, e a eficiência pelos lucros alternativa (*alternative profit efficiency*) que mede a distância entre os lucros de um determinado banco e os lucros máximos potencialmente possíveis de atingir face às quantidades de *outputs* ao invés do nível de preços.

Importa essencialmente compreender até que ponto um elevado montante de gastos operacionais num banco se deve ao não aproveitamento de eventuais benefícios de escala (ineficiência de escala) ou à má gestão de recursos produtivos (ineficiência produtiva) (Pinho, 1995).

Dos estudos sobre a eficiência do setor bancário em Portugal, efetuados com base em metodologias paramétricas, destacam-se os trabalhos efetuados por Mendes (1991), Almeida (1994), Barros e Pinho (1994), Mendes e Rebelo (1999; 2003), Pinho (1999; 2001) e Ribeiro (2006).

Posteriormente serão desenvolvidos os resultados obtidos nos estudos sobre a eficiência do setor bancário em Portugal, efetuados com base em metodologias não-paramétricas (DEA), dos quais se destacam os trabalhos de Mendes (1994), Canhoto (1996; 1999), Canhoto e Dermine (2000), Camanho e Dyson (1999; 2005) e Portela e Thanassoulis (2007).

Diversos autores verificam a significativa influência das variáveis de *input/output* incluídas nos modelos, obtendo resultados distintos quando testam modelos com diferentes variáveis (Berger *et al.*, 1993) (Barros e Pinho, 1995) (Avkiran, 1999) (Seiford e Zhu, 1999a) (Grigorian e Manole, 2002) (Jemrić e Vujčić, 2002) (Tortosa-Ausina, 2002) (Lo e Lu, 2006) (Portela e Thanassoulis, 2007) (Chansarn, 2008).

2.2.2.2 Novos indicadores baseados na criação de valor

A concorrência crescente, a evolução da tecnologia e a globalização da economia têm imposto às empresas constantes mudanças, nomeadamente na melhoria contínua do seu funcionamento e organização, na atualização permanente dos seus produtos e na crescente satisfação dos seus clientes. Esta pressão para a mudança permitiu a promoção da competitividade das empresas e conduziu ao aparecimento de novas abordagens e métodos de gestão. Uma destas novas abordagens, designada por *Value Management*, ou seja, Gestão pelo Valor, baseia-se no conceito de Valor, que traduz uma relação entre a satisfação de um produto ou serviço e os recursos necessários para a sua realização.

No início da década de 80 poucas empresas interiorizavam a noção de valor para o acionista. A ideia de que a principal responsabilidade da gestão é acrescentar valor ganhou uma grande dinâmica e aceitação geral a partir de 1986 aquando da publicação do livro "*Creating Shareholder Value*" por Rappaport (1998) nos Estados Unidos da América (EUA). Nos dez anos seguintes (década de 90) a globalização de mercados, a intensificação da competição e a imensa onda de privatizações, promoveu a noção de valor criado para o acionista como principal medida de *performance* por todo o mundo. Atualmente, a maximização do valor para o acionista é a atitude politicamente correta assumida por toda a classe de gestores intermédios e de topo nos EUA.

As tradicionais medidas de avaliação do desempenho assentes na lógica contabilística, tais como, o crescimento dos resultados ou das vendas, podem não implicar criação de valor para o acionista. A existência de diferenças conceptuais significativas entre *Cash-flows* e Resultados e o desenvolvimento da ótica da criação de valor promoveram a criação dos denominados novos indicadores de desempenho, tais como, a Taxa Interna de Rendibilidade Efetiva, o Valor Económico Criado (*Economic Value Added* – EVA) ou o Valor de Mercado Acrescentado (*Market Value Added* - MVA).

Todas estas medidas inovadoras partilham o conceito base de lucro económico ao invés do tradicional lucro contabilístico. Economistas e contabilistas diferem na própria noção de lucro. Para um contabilista o lucro constitui o excesso de rendimentos sobre os gastos e

impostos e é medida pela rendibilidade. Para um economista é necessário incorporar nas medidas de rendibilidade o custo de oportunidade do capital próprio. Uma empresa pode ser rentável contabilisticamente, mas não o ser em termos económicos, se não satisfazer a rendibilidade mínima exigida pelos seus acionistas, que deve refletir a rendibilidade esperada num investimento de risco semelhante.

Criado pela consultora financeira Stern Stewart & Co. em 1982, o EVA^{®15} constitui uma medida de avaliação do desempenho financeiro de uma empresa que evidencia o resultado económico criado ou acrescentado e que, desta forma, está diretamente relacionado com o valor criado para o acionista. Considera-se que uma empresa acrescenta valor económico quando consegue gerar um resultado maior do que o custo do capital investido. O denominado método das taxas é um dos mais utilizados pelos analistas, uma vez que permite avaliar a criação (ou destruição) de valor de uma forma muito simples. Dado que o capital investido é sempre positivo, para analisar a criação ou destruição de valor basta comparar a rendibilidade dos capitais investidos (r_n) com o seu respetivo custo de oportunidade (k_n). O EVA pode ser calculado pela expressão (2.1).

$$\boxed{EVA_n = \text{Cap Inv}_{n-1} \times (r_n - k_n)} \quad (2.1)$$

Fonte: Young e O'Byrne (2001: 46)

Com,

r_n : rendibilidade do capital investido

k_n : custo de oportunidade do capital

O valor de mercado acrescentado ou *Market Value Added* (MVA) mede a criação de valor para os acionistas comparando o valor de mercado da empresa (com base na cotação oficial das suas ações, por exemplo) com o valor total investido pelos acionistas ao longo do tempo. Ou seja, uma empresa acrescenta valor de mercado quando o seu valor atual no mercado (*market capital*) é superior ao valor investido pelos acionistas (*invested capital*).

O MVA é normalmente considerado como a melhor medida de criação de valor para os acionistas. Contudo a dificuldade em avaliar as unidades de negócio a preços de mercado, a

¹⁵ O EVA[®] é uma marca registada da Consultora Stern Stewart & Co.

volatilidade sistemática do mercado para o preço das ações e o facto de a maioria das empresas não ser cotada em bolsa, inviabiliza, na maioria dos casos, a utilização do mesmo como indicador de desempenho. Em alternativa, utiliza-se o indicador EVA (Uyemura *et al.*, 1996) (Bastos, 1999).

A abordagem moderna, que incorpora as especificidades da atividade bancária (tais como a gestão de risco e de processamento de informação) na teoria clássica da empresa, tendo em conta alguns problemas decorrentes da teoria da agência, ou seja, o conflito de interesses entre gestores e acionistas, levou vários autores a mencionar a necessidade de incorporar nos modelos de avaliação de desempenho dos bancos, as variáveis que refletem, para além da rentabilidade, a criação de valor, o risco e os custos de oportunidade para os acionistas (Kimball, 1998) (Koch e MacDonald, 2003) (Fiordelisi e Molyneux, 2004; 2006) (Tabak *et al.*, 2005).

Fiordelisi e Molyneux (2006) analisam a relação entre indicadores de eficiência e o valor criado para o acionista (medido pelo EVA), com base em modelos paramétricos (SFA) e não-paramétricos (DEA) para diversos bancos da França, Alemanha, Itália e Reino Unido, para o período de 1997 a 2002. O modelo de eficiência de custos da fronteira estocástica (SFA) apresenta maior poder explicativo das variações registadas no valor criado que o modelo DEA. Embora se registre uma relação positiva entre os indicadores de eficiência e o indicador de criação de valor, as diferenças registadas na variável “detenção de capital” dos diversos países apresenta maior poder explicativo sobre o valor criado que a eficiência bancária.

O cálculo do EVA para as instituições financeiras exige alguns ajustamentos específicos. Fiordelisi e Molyneux (2004) referem a necessidade de calcular o indicador EVA específico para a banca ($EVA^{\text{®}}_{\text{bkg}}$), que é obtido a partir do EVA padrão ($EVA^{\text{®}}_{\text{std}}$) devidamente ajustado de um conjunto de operações específicas deste negócio. Os autores referem que o $EVA^{\text{®}}_{\text{bkg}}$ possui maior poder explicativo que o indicador $EVA^{\text{®}}_{\text{std}}$ relativamente às variações dos retornos obtidos pelos acionistas.

As adaptações a efetuar centram-se essencialmente sobre os resultados de forma a obter o resultado operacional líquido de impostos. Embora a Stern Stewart & Co. tenha identificado

cerca de 160 ajustamentos necessários para o apuramento do resultado económico, os ajustamentos mais comuns nos estudos empíricos sobre instituições financeiras recaem sobre as contas de provisões para perdas, impostos, contabilização de títulos e eventos não-recorrentes (tais como, despesas de reestruturação) (Uyemura *et al.*, 1996) (Kimball, 1998).

Não obstante a crescente utilização dos indicadores EVA ou MVA, são diversos os autores que consideram que estes podem não ser os mais apropriados para avaliar a eficiência. Considere-se a seguinte situação: um banco que identifica uma oportunidade de negócio e que decide avançar com um determinado projeto, que implica a realização de um investimento em novos ativos e a contratação de mais pessoal: o retorno desse investimento ocorre certamente apenas em períodos posteriores, sendo o EVA do primeiro período penalizado por via do aumento das despesas com pessoal, sem que isso represente, necessariamente, um decréscimo da sua eficiência.

Tabak *et al.* (2005) defendem a utilização do indicador denominado valor intrínseco acrescentado (*Intrinsic Value Added – IVA*), calculado segundo a expressão (2.2).

$$IVA = PL_n + \frac{(RL_n - (k_{en} \times PL_n))}{k_{en}} \quad (2.2)$$

Fonte: Tabak *et al.* (2005: 369)

Com,

PL_n : património líquido que proporciona os resultados do período n

RL_n : resultado líquido do período n

k_{en} : custo do capital próprio ou remuneração exigida pelos acionistas no período n

O valor intrínseco representa o valor do investimento inicial (incorporado em PL_n) adicionado do valor dos lucros futuros esperados, atualizados à taxa de remuneração mínima exigida pelos acionistas, segundo uma renda perpétua. Desta forma, o IVA tem por base a noção de lucro residual, que corresponde ao lucro líquido deduzido da remuneração do capital, que, por sua vez, é resultado do produto entre o valor dos investimentos e o retorno exigido pelos acionistas. Desta forma, deduz-se que se o IVA aumentar de um

período para o outro, que o banco acrescentou valor dado que foi mais eficiente em termos económicos; se o IVA diminuir, o banco destruiu valor dado que foi menos eficiente.

Pode-se definir o custo de oportunidade do capital como “a rendibilidade que um investidor poderia obter num investimento de risco semelhante” (Neves, 2002: 111). Desta forma, verifica-se que o custo de oportunidade do capital incorpora quer a noção de rendibilidade, quer a noção de risco.

Numa outra perspetiva, sendo os Capitais Próprios uma fonte de financiamento da empresa é de esperar que os respetivos proprietários do capital (sócios ou acionistas) venham a exigir uma determinada remuneração pelo seu investimento. Neste contexto, é habitual a aplicação do termo custo do capital próprio (k_e) para a remuneração mínima exigida ou esperada pelos mesmos. Contudo, esta informação reveste normalmente carácter confidencial e o seu valor real ou efetivo não é dado a conhecer a entidades externas à empresa. Neste contexto, é necessária a sua estimação, recorrendo a variáveis *proxy* ou a aproximação de valores, tomando por referência valores conhecidos de outras empresas consideradas semelhantes em termos de rendibilidade e risco.

Existem diversos modelos na teoria financeira para o cálculo da rendibilidade esperada (ou exigida pelos sócios ou acionistas) para os capitais próprios, estando todos eles estreitamente ligados ao conceito de risco. Um dos modelos mais simples e utilizados frequentemente, principalmente no âmbito da análise de investimentos, recorre à expressão (2.3).

$$k_e = \left[(1+t_1)(1+t_2)(1+t_3) \right] - 1 \quad (2.3)$$

Fonte: Caldeira (2001)

Com,

t_1 : taxa real de remuneração dos ativos sem risco

t_2 : prémio de risco associado à empresa ou ao projeto

t_3 : taxa anual média de inflação

A fim de avaliar a atratividade da empresa ou do projeto comparativamente a investimentos alternativos, os investidores/acionistas consideram como remuneração base a taxa de remuneração dos ativos sem risco (como por exemplo, a taxa de remuneração dos Bilhetes ou Obrigações do Tesouro) (t_1) à qual é acrescentada um prémio de risco (t_2), que representa a remuneração adicional exigida para cobrir o risco específico associado à empresa ou ao projeto, corrigida pela taxa anual média de inflação (t_3).

O Modelo do *Capital Assets Pricing Model* (CAPM) ou Modelo dos Ativos Financeiros em Equilíbrio foi desenvolvido a partir dos conceitos introduzidos por Harry Markowitz, em 1952, sobre a formação de carteiras de ações e constitui o modelo de referência na teoria financeira para a determinação de remunerações de ações face ao seu nível de risco de mercado. O modelo assenta na premissa de que os mercados são eficientes, que a relação entre risco e rentabilidade é estável no tempo e que o investidor é avesso ao risco, e deste modo, exige para maiores níveis de risco maiores taxas de rentabilidade.

Segundo este modelo, o custo do capital próprio (k_e) exigido aos gestores de uma empresa, representa o retorno (rentabilidade) que os investidores esperam de um investimento dado o seu risco específico e é calculado pela expressão (2.4).

$$k_e = R_f + \beta (R_m - R_f) \quad (2.4)$$

Fonte: Adaptado de Fraker (2006: 4)

Com,

- R_f : rentabilidade dos ativos sem risco
- R_m : rentabilidade esperada do mercado
- $(R_m - R_f)$: prémio de risco esperado do mercado
- β : risco do ativo

Embora frequentemente mencionado na teoria financeira, este modelo tem uma aplicação restrita, sendo mais adequado a empresas cotadas em bolsa. Em qualquer país há mais empresas não cotadas do que cotadas, com a agravante que nem todos os mercados financeiros são eficientes, não refletindo as cotações, a todo o momento, o justo valor da empresa.

Este modelo é amplamente utilizado pelos analistas financeiros para estimar o custo do capital próprio dado que estabelece uma relação direta entre o risco e a rentabilidade exigida pelos acionistas de uma empresa. Diversos autores utilizam o Modelo do CAPM no cálculo do custo do capital próprio para o cálculo do EVA[®]_{bkg} (Bastos, 1999) (Fiordelisi e Molyneux, 2004) (Fraker, 2006) (Carretta *et al.*, 2008). Também Tabak *et al.* (2005) utilizam o Modelo do CAPM no cálculo do Valor Intrínseco da Empresa.

2.3 A metodologia DEA no estudo da eficiência bancária

2.3.1 O modelo geral

São diversos os autores que defendem a utilização de modelos de avaliação da eficiência com base em múltiplos fatores, dada a complexidade da realidade empresarial. Charnes *et al.* (1978) desenvolveram o modelo proposto por Farrell (1957), convertendo a medida de eficiência técnica obtida pelo modelo inicial (assente num processo *input/output*), para um processo de múltiplos *inputs/outputs*.

Desenvolvida por Charnes *et al.* (1978; 1981) a denominada metodologia *Data Envelopment Analysis* (DEA) constitui uma técnica de programação matemática linear, que converte múltiplos *inputs* e *outputs* em medidas de eficiência. A conversão é efetuada comparando os recursos (*inputs*) utilizados e os resultados obtidos (*outputs*) em cada *Decision Making Unit* (DMU) relativamente a todas as outras DMU em estudo. As DMU constituem unidades organizacionais com características semelhantes, de qualquer ramo de atividade (unidades fabris, um conjunto de escolas, bancos, hospitais, empresas, etc.)¹⁶. A aplicação da metodologia DEA permite identificar as unidades mais eficientes numa população e, com base nestas, fornecer uma medida de ineficiência para as restantes. Desta forma, a metodologia DEA permite medir a eficiência relativa (Thanassoulis, 2003).

¹⁶ Consideram-se DMU com características semelhantes, unidades que apresentem similaridades tecnológicas, convergência nas atividades desenvolvidas e nos objetivos gerais, bem como semelhantes fatores de *inputs* e *outputs*.

Na metodologia DEA a noção de eficiência é similar à noção implícita na função de Cobb-Douglas, contudo, ao invés de avaliar a eficiência por via de uma função de produção predefinida, idêntica para todas as empresas ou unidades em estudo (denominadas no âmbito da DEA como DMU), a fronteira de eficiência é calculada com base nos dados reais das DMU em estudo. Consequentemente, o indicador de eficiência obtido pela metodologia DEA para uma determinada DMU, não é uma medida padrão absoluta (como acontece na função Cobb-Douglas), mas uma medida de eficiência relativa às outras DMU em estudo (Yue, 1992).

A metodologia é classificada como não-paramétrica, dado que não utiliza uma função de produção predefinida idêntica para todas as organizações, na análise da relação *input* – produto - eficiência. A metodologia DEA otimiza cada observação individual com o objetivo de calcular uma fronteira de eficiência determinada pelas unidades Pareto-eficientes¹⁷.

Em termos gerais, o objetivo da metodologia DEA consiste em comparar um conjunto de DMU com características semelhantes ou que realizam tarefas similares, mas que consomem diferentes níveis de *inputs* e/ou produzem diferentes níveis de *outputs*. Identificando as DMU eficientes, a metodologia DEA permite medir e localizar a ineficiência e estimar uma função de produção linear por partes, que fornece um *benchmark* para as DMU ineficientes.

Cada DMU obtém um índice representativo do seu desempenho relativo, sendo possível determinar quais os níveis de consumo (*input*) e de produção (*output*) que as tornariam eficientes. O índice varia entre 0 e 1 (equivalente a 0 e 100%), sendo que as unidades eficientes têm índice de valor igual a 1 (equivalente a 100%). Note-se contudo, que ter um índice de eficiência de 1 não corresponde, necessariamente, a ser uma DMU eficiente em termos absolutos, mas apenas a ser mais eficiente que as outras DMU incluídas na amostra.

Este indicador é semelhante ao indicador de eficiência pelos gastos considerado por Berger e Mester (1997) dado que também este assume valores entre 0 e 1 e representa a proporção

¹⁷ Considera-se uma unidade Pareto-eficiente se, e somente se, ela não consegue melhorar alguma das suas características sem piorar as demais (Thanassoulis *et al.*, 1987) (MacDowell, 2007).

dos gastos ou dos recursos que são usados eficientemente. Por exemplo, pode dizer-se que um banco que apresente um indicador de 0,7 apresenta 70% de eficiência ou que desperdiça 30% dos seus gastos relativamente ao banco com melhores práticas da amostra sujeito às mesmas condições.

Uma DMU é considerada tecnicamente eficiente se não conseguir produzir mais qualquer um dos *outputs* ou reduzir qualquer um dos *inputs* sem reduzir outros *outputs* ou aumentar outros *inputs* (Thanassoulis *et al.*, 1987) (Cooper *et al.*, 2004) (Al-Delaimi e Al-Ani, 2006).

A medida de eficiência base de cada DMU (E_j) é obtida pelo rácio constituído entre a soma ponderada de *outputs* e a soma ponderada de *inputs*, calculada pela expressão (2.5).

$$E_j = \frac{\sum_{r=1}^s u_{rj} y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_{ij} x_{ij}} \quad j = 1, \dots, n \quad (2.5)$$

Fonte: Adaptado de Charnes *et al.* (1978: 430)

Com,

$u_{rj} \geq 0$: peso unitário do *output* r da j ésima DMU

$v_{ij} \geq 0$: peso unitário do *input* i da j ésima DMU

$y_{rj} \geq 0$: *output* r da j ésima DMU

$x_{ij} \geq 0$: *input* i da j ésima DMU

m : variáveis *input*

s : variáveis *output*

A metodologia DEA determina os pesos (u , v) que maximizam o indicador de eficiência de cada DMU, de acordo com a programação matemática expressa em (2.6).

$$\max h_0(u, v) = \frac{\sum_{r=1}^s u_{rj} y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_{ij} x_{ij}} \leq 1 \quad (2.6)$$

Fonte: Adaptado de Cooper *et al.* (2004: 9)

Ou seja, para cada DMU a metodologia DEA define os pesos que maximizam a sua eficiência em relação às outras unidades¹⁸. Cinca *et al.* (2002) alertam para o facto de duas DMU poderem obter o mesmo índice de eficiência, mas apresentarem características muito diferenciadas, dado que o índice de eficiência pode ser compatibilizado com diversas estratégias de gestão. Por exemplo: duas DMU com iguais índices de eficiência em que uma se especializou particularmente na produção de um *output* e a outra na utilização de um determinado *input*.

Uma das principais limitações da metodologia DEA apontada pelos diversos autores é o facto de esta assumir a ausência de erros aleatórios. Neste contexto, todas as DMU fora da fronteira de eficiência são consideradas ineficientes. A atribuição de toda a diferença entre os valores da fronteira estimada e os valores observados à ineficiência provoca a obtenção de indicadores de ineficiência superiores relativamente a outros métodos de estimação (Neal, 2004) (Angelidis e Lyroudi, 2006) (Ribeiro, 2006).

Além disso, as DMU consideradas eficientes são eficientes apenas em relação às restantes DMU incluídas na amostra. É possível que existam outras DMU (não incluídas na amostra) que detenham níveis de eficiência superiores aos obtidos pelas unidades de melhores práticas incluídas na amostra. Uma DMU considerada eficiente não produz necessariamente o máximo de *output* possível de obter com determinados níveis de *inputs* (Avkiran, 1999), ou seja, as empresas de “melhor prática” são as mais eficientes em relação às outras empresas da amostra, mas poderão não ser eficientes (Ribeiro, 2006).

Os modelos DEA podem ser aplicados de forma a minimizar o nível de *inputs* para se alcançar um determinado nível de *output* objetivo (*input oriented*), ou a maximizar o nível de *output* face a um determinado nível fixo de *input* (*output oriented*), ou ainda, a maximizar o nível de eficiência através da otimização da relação *input/output* (simultaneamente a minimização do nível de *inputs* e a maximização do nível de *outputs*, normalmente conseguida através do modelo Aditivo).

¹⁸ Contudo, é possível atribuir/restringir os pesos de determinadas variáveis, caso o investigador considere que estas possam estar a sub ou sobre contribuir para o cálculo do índice de eficiência. Avkiran (1999) refere que a utilização de demasiadas restrições aos pesos pode condicionar, significativamente, o processo de otimização segundo a metodologia DEA.

Berger *et al.* (1993) alertam para a importância de estudos sobre as ineficiências ao nível dos *outputs* (*output inefficiencies*) dado que estas são, em média, superiores às ineficiências ao nível dos *inputs* (*input inefficiencies*). Ou seja, a maioria das ineficiências traduzem-se mais em termos de resultados insuficientes do que em termos de gastos excessivos.

Aquando da utilização de rendimentos constantes à escala e variáveis de *inputs* controláveis pelos gestores, a opção pelo tipo de orientação do modelo não irá afetar os resultados dos índices de eficiência, pois ambos tendem a estimar a mesma fronteira e, conseqüentemente, identificar as mesmas unidades eficientes (Coelli, 1996) (Avkiran, 1999) (Anjos, 2005). Casu e Molyneux (2000) referem que para os setores de atividade que enfatizam o controlo de gastos, é natural a seleção da orientação ao nível dos *inputs*. Coelli (1996) sugere que a seleção do tipo de orientação seja efetuada com base nos fatores (*inputs* ou *outputs*) sobre os quais a unidade detenha um maior controlo.

Banker *et al.* (2004b) alertam que a orientação do modelo DEA pode conduzir a diferentes resultados quanto à caracterização da escala de operações. Um determinado conjunto de dados pode ser caracterizado pela existência de rendimentos crescentes à escala segundo um modelo com orientação a *input* e pela existência de rendimentos decrescentes à escala segundo um modelo com orientação a *output*, por exemplo.

2.3.2 Principais variantes do modelo geral: as economias de escala

Para além de avaliar a eficiência técnica, a metodologia DEA também permite avaliar as economias de escala presentes no processo produtivo. Sendo as noções de economias de escala utilizadas na metodologia DEA semelhantes às noções constantes na literatura clássica sobre a teoria da produção, as mesmas são incorporadas na metodologia DEA por via da utilização de diferentes modelos. Identificam-se duas variantes principais:

- **Modelo tipo CCR**, que considera a inexistência de uma relação significativa entre a escala das operações e o nível de eficiência, assumindo rendimentos constantes à escala, ou

seja, o modelo assume que um aumento dos *outputs* é proporcional ao aumento dos *inputs* em qualquer escala de produção (Charnes, Cooper e Rhodes, 1978);

- **Modelo tipo BCC**, que considera rendimentos variáveis à escala e não assume proporcionalidade entre *inputs* e *outputs* (Banker, Charnes e Cooper, 1984). Este modelo assume que a eficiência de uma unidade aumenta ou diminui com o aumento da sua dimensão ou escala de produção. Segundo Liu e Tripe (2001) este modelo é mais apropriado para amostras de grande dimensão.

Segundo Canhoto (1996) dado que nesta abordagem, de tipo não-paramétrico, não se define *a priori* uma função de produção idêntica para todas as DMU, as propriedades da escala de produção também são inicialmente desconhecidas, criando um problema relativamente à escolha do modelo a utilizar.

Avkiran (1999) aconselha o cálculo e a comparação dos índices de eficiência com base nos dois tipos de modelo (com rendimentos constantes à escala - CCR e com rendimentos variáveis à escala - BCC). Se a maioria das DMU apresentar índices de eficiência diferentes segundo os dois modelos, pode-se assumir a presença de rendimentos variáveis à escala; se a maioria apresentar índices de eficiência idênticos segundo os dois modelos, pode-se trabalhar, de uma forma mais simplificada, segundo os modelos de rendimentos constantes à escala.

A fim de contornar esta questão, é necessário aprofundar o conceito de eficiência técnica global (ETG) desenvolvido anteriormente, decompondo o mesmo em dois componentes: a eficiência técnica pura (ETP) e a eficiência de escala (S), sendo que:

$$ETG = ETP \times S.$$

O indicador de eficiência técnica pura reflete a (sub)utilização/desperdício de recursos e o indicador de eficiência de escala a possibilidade da DMU (não) ter optado pela escala ótima de produção, ou seja, a presença de rendimentos (não) constantes à escala.

O índice de eficiência obtido pelo modelo CCR (ao qual é imposto a condição de rendimentos constantes à escala) representa a eficiência técnica global, que mede as ineficiências relacionadas com a configuração dos *inputs/outputs*, bem como com a escala das operações. O índice de eficiência obtido pelo modelo BCC representa apenas a eficiência técnica pura (Thanassoulis, 2003).

O indicador de eficiência de escala (S) é calculado com base nos indicadores anteriores, ou seja, $S = ETG/ETP$. Independentemente do modelo utilizado sabe-se que $ETG \leq ETP$. A fim de analisar o tipo de rendimentos à escala de cada DMU_s , calculam-se os indicadores ETG_s , ETP_s e $S_s = ETG_s/ETP_s$. E quando:

$ETG_s = 1$: A DMU_s é global e tecnicamente eficiente. Neste caso $ETP_s = S_s = 1$, o que representa que a DMU_s utilizou os *inputs* nas proporções adequadas ($ETP_s = 1$) e operou numa escala de produção eficiente ($S_s = 1$), ou seja, segundo rendimentos constantes à escala.

$ETG_s < 1$: A DMU_s é global e tecnicamente ineficiente. As ineficiências podem ser provenientes de ineficiências técnicas (ETP) ou de escala (S). Note-se que quando $ETG_s = ETP_s \Rightarrow S_s = 1$, as fronteiras estimadas pelos dois modelos coincidem na presença de rendimentos constantes à escala. Quando $S_s < 1$, diz-se que a DMU_s é ineficiente em termos de escala e a fim de averiguar o tipo de escala (crescente ou decrescente) da observação, a mesma é avaliada relativamente a uma fronteira de rendimentos não-crescentes à escala (mais restritiva que a produzida pelo modelo BCC). Considerando N_s o indicador de eficiência relativo a esta fronteira, quando:

$N_s = ETP_s$: A DMU_s opera em rendimentos decrescentes à escala. As fronteiras produzidas pelos modelos BCC e de rendimentos não-crescentes à escala coincidem e correspondem à fronteira mais restritiva, ou seja, a última.

$N_s \neq ETP_s$: A DMU_s opera em rendimentos crescentes à escala. As fronteiras produzidas pelos modelos BCC e de rendimentos não-crescentes à escala não coincidem, situação registada com observações ineficientes apenas quando ocorrem rendimentos crescentes à escala.

Em resumo:

- Rendimentos constantes à escala: $ETG = ETP$
- Rendimentos crescentes à escala: $ETG < ETP$ e $N \neq ETP$
- Rendimentos decrescentes à escala: $ETG < ETP$ e $N = ETP$

Tabak *et al.* (2005) defendem que apenas se deve assumir rendimentos constantes à escala quando todas as DMU operam numa escala ótima de produção, ou seja, com plena utilização dos *inputs* para maximização do(s) *output(s)*. Contudo, na realidade do mercado financeiro, o desempenho dos bancos é normalmente condicionado pela existência de restrições financeiras e concorrência imperfeita, entre outros fatores, que determinam a hipótese de rendimentos variáveis à escala como uma alternativa mais consistente.

Os resultados dos principais estudos efetuados sobre a eficiência do setor bancário em Portugal demonstram evidência de rendimentos variáveis à escala (vide quadro 2.1 sobre estudos paramétricos e secção 2.3 sobre estudos não-paramétricos).

Quadro 2.1 Evidência de rendimentos variáveis à escala no setor bancário em Portugal

Paramétricos	
Mendes (1991)	Função custo: existência de economias de escala para bancos de pequena dimensão e deseconomias de escala para bancos de maior dimensão
Almeida (1994)	Função custo: existência de ligeiras economias de escala para bancos de maior dimensão e rendimentos constantes, ou mesmo ligeiras deseconomias de escala para os restantes
Barros e Pinho (1994)	Existência de algumas economias de escala para bancos de pequena dimensão e deseconomias de escala para bancos de maior dimensão
Mendes e Rebelo (1999)	Função custo: existência de algumas economias de escala para bancos de pequena dimensão e deseconomias de escala para bancos de maior dimensão
Pinho (1999)	Função custos operacionais: existência de economias de escala para bancos de pequena dimensão; Função lucro: existência de deseconomias de escala para todo o setor
Pinho (2001)	Função custo: economias de escala para bancos de pequena dimensão; rendimentos constantes à escala para os restantes
Mendes e Rebelo (2003)	Existência de economias de escala para bancos de média dimensão
Ribeiro (2006)	Existência de economias de escala a nível dos custos operacionais

Fonte: Elaborado pela autora

2.3.3 Extensões dos modelos DEA

É esperado que um índice de eficiência de 100% reflita uma unidade de boas práticas que sirva de referência e que determine os valores-objetivo às restantes DMU (consideradas ineficientes). Desta forma, é importante analisar o contexto em que tal classificação é obtida. É necessário analisar os pesos e os *inputs/outputs* virtuais (variáveis ponderadas pelos pesos) de forma a avaliar a contribuição de cada variável para o nível de eficiência obtido. Uma DMU pode ignorar determinadas áreas (refletidas nos *inputs/outputs*) em que se apresenta bastante ineficiente.

Para melhor compreender os resultados do *ranking* produzidos pelos modelos gerais (CCR e BCC), pode-se complementar os mesmos recorrendo às noções de super-eficiência, fronteira invertida ou índice composto, por exemplo. Boussofiane *et al.* (1991), Adler *et al.* (2002), Meza e Lins (2002) e Leta *et al.* (2005) apresentam, entre outros, estes métodos como forma de promover a discriminação nos modelos DEA.

Nos modelos da super-eficiência a DMU em estudo não é incluída no conjunto de referência. O nível de super-eficiência identifica o aumento de *inputs* e/ou a redução de *outputs* que a DMU eficiente pode suportar sem deixar de ser eficiente. Logo, quanto mais elevado o nível de super-eficiência, maior o intervalo de variação permitido. Dado que a DMU em estudo é retirada do conjunto das unidades de comparação, o nível de super-eficiência obtido pode ser superior a 100%, permitindo o desempate das DMU consideradas eficientes. Adler *et al.* (2002) alertam que estes modelos podem atribuir níveis de super-eficiência excessivamente elevados a DMU especializadas, podendo este facto ser contornado com a atribuição de restrições aos pesos.

Diversos autores consideram o nível de super-eficiência como uma medida de estabilidade. Neste contexto, quando se regista a inviabilidade (*infeasibility*) do cálculo do nível de super-eficiência, tal representa que o nível de eficiência da DMU em causa é estável para qualquer variação de recursos num modelo com orientação a *inputs* (e estável para qualquer variação de produção num modelo com orientação a *outputs*). Nestes casos utilizam o símbolo $+\infty$ para representar o nível de super-eficiência, ou seja, a inviabilidade do cálculo do nível de

eficiência representa o mais alto nível de eficiência (Seiford e Zhu, 1999b) (Zhu, 2001) (Xue e Harker, 2002) (Chen, 2005).

Seiford e Zhu (1999b) demonstram que, segundo a classificação de Charnes *et al.* (1991), a inviabilidade do cálculo do nível de super-eficiência apenas ocorre para as DMU extremamente eficientes, localizadas nos extremos da fronteira de eficiência. Além disso demonstram que num modelo com orientação a *input*, o cálculo do nível de super-eficiência apenas é inviável caso a DMU apresente rendimentos constantes ou decrescentes à escala e num modelo com orientação a *output* caso a DMU apresente rendimentos constantes ou crescentes à escala.

Chen (2005) demonstra, para um modelo BCC, que quando se verifica a existência de DMU com rendimentos constantes, crescentes e decrescentes à escala, uma das orientações (*input/output*) do modelo de super-eficiência tem de ser viável. Se uma DMU eficiente não possui qualquer super-eficiência a *input*, possui a *output* e vice-versa. Desta forma, é possível analisar a totalidade das DMU com base nos modelos de super-eficiência, analisando ambas as orientações do modelo. O nível de super-eficiência apenas será inviável em ambas as orientações, se e só se a respetiva DMU for a única DMU eficiente no modelo com rendimentos variáveis à escala (BCC).

Este modelo tem como principais vantagens o facto de permitir uma discriminação entre as DMU eficientes, sem alterar o nível de eficiência e o *ranking* das ineficientes, uma vez que a exclusão destas (ineficientes) não altera a fronteira de eficiência. A principal limitação apontada a este modelo é o facto de que a ordenação obtida depende apenas de condições locais da fronteira e não de propriedades gerais das DMU em causa.

O modelo da fronteira invertida permite a identificação das DMU falsamente eficientes no modelo BCC. Apresentado num estudo, originalmente em língua japonesa, por Yamada em 1994¹⁹, a fronteira invertida, baseada na inversão entre *inputs* e *outputs*, é posteriormente

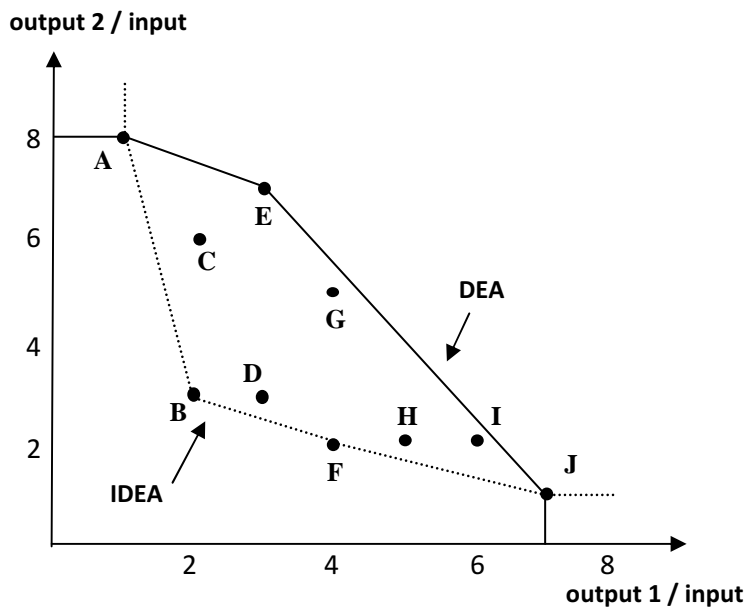
¹⁹ Yamada, Y.; T. Matui; M. Sugiyama (1994) New analysis of efficiency based on DEA, *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 37: 2, p. 158-167.

aplicada em diversos estudos empíricos e *software* específico (Entani *et al.*, 2002) (Meza *et al.*, 2005; 2007) (Mello *et al.*, 2005a; 2005b).

Enquanto os modelos DEA clássicos são extremamente benevolentes com as DMU avaliadas, dado que estas podem ser consideradas eficientes por via do subconjunto de variáveis que lhes forem mais favoráveis, os modelos DEA invertidos representam uma avaliação pessimista das DMU, dado que a fronteira invertida é composta pelas DMU com as piores práticas de gestão, sendo usualmente denominada por fronteira ineficiente. Logo, quanto maior o nível de eficiência invertida, menor a eficiência da DMU.

Ao observar a figura 2.1 verifica-se que é possível a existência de DMU simultaneamente nas duas fronteiras. As DMU A e J são consideradas eficientes (na fronteira DEA) e ineficientes (na fronteira IDEA). Estas DMU são denominadas peculiares e encontram-se normalmente localizadas em pontos extremos das fronteiras (Entani *et al.*, 2002).

Figura 2.1 Fronteira clássica ou padrão (DEA) e fronteira invertida (IDEA – Inverted DEA)



Fonte: Entani *et al.* (2002: 34)

A aplicação do modelo *Slack Based Model* (SBM) permite a otimização das folgas quando a redução proporcional do nível de *inputs* e/ou o aumento do nível de *outputs* não é suficiente. O modelo SBM reflete todo o tipo de ineficiências existentes, permitindo

caracterizar as ineficiências das DMU fracamente eficientes, ou seja, DMU tecnicamente eficientes mas com folgas nas variáveis *input/output*, apurando uma medida de eficiência não-radial²⁰ (ρ). Os níveis de eficiência deste modelo são iguais aos do modelo CCR com orientação a *input* ($\rho = \text{ETG}$) apenas quando não se regista a existência de quaisquer folgas (*slacks*) nas variáveis (Cooper *et al.*, 2007).

Através deste modelo pode-se decompor as (in)eficiências segundo o tipo radial e não-radial, dado que o modelo SBM orientado a *input* reflete a eficiência técnica (ETG) e outras eficiências, denominadas pelos autores de *Mix Efficiencies* (MIX).

$$\boxed{\text{Input oriented SBM} = \text{Radial Eff (ET)} \times \text{Mix Eff (MIX)}} \quad (2.7)$$

Fonte: Cooper *et al.* (2007: 155)

O indicador de eficiência não-radial (ρ) é decomposto com base nos indicadores de eficiência já analisados da forma seguinte:

$$\boxed{\rho = \text{ETG} \times \text{MIX}} \quad (2.8)$$

$$\boxed{\rho = \text{ETP} \times \text{S} \times \text{MIX}} \quad (2.9)$$

Fonte: Cooper *et al.* (2007: 155)

O estudo de Wang *et al.* (1997), sobre o impacto das tecnologias de informação sobre o desempenho dos bancos, introduziu a noção de modelo bietápico.

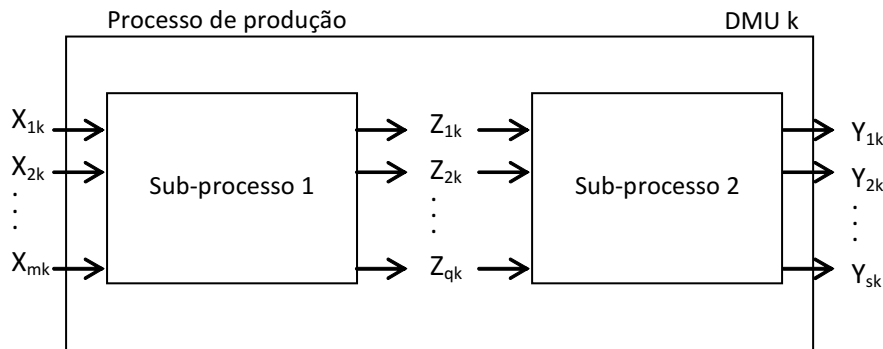
Os modelos bietápicos pressupõem que o processo produtivo é composto por subprocessos (ou etapas) conforme figura 2.2 e têm como particularidade utilizar os *outputs* do modelo da etapa 1 como *inputs* (exclusivos) do modelo da etapa 2. As variáveis comuns aos dois modelos são denominadas, neste contexto, de medidas intermediárias (*intermediate measures*).

Para lidar com este tipo de processo bietápico, Wang *et al.* (1997) aplicaram modelos DEA independentes a cada uma das etapas. Posteriormente analisaram, o que os autores denominaram de eficiência global (*overall efficiency*) através de um modelo composto pelos

²⁰ Os indicadores de eficiência radial medem a distância da observação à fronteira de eficiência.

inputs da etapa 1 e pelos *outputs* da etapa 2, ou seja, a existência de medidas intermediárias foi ignorada.

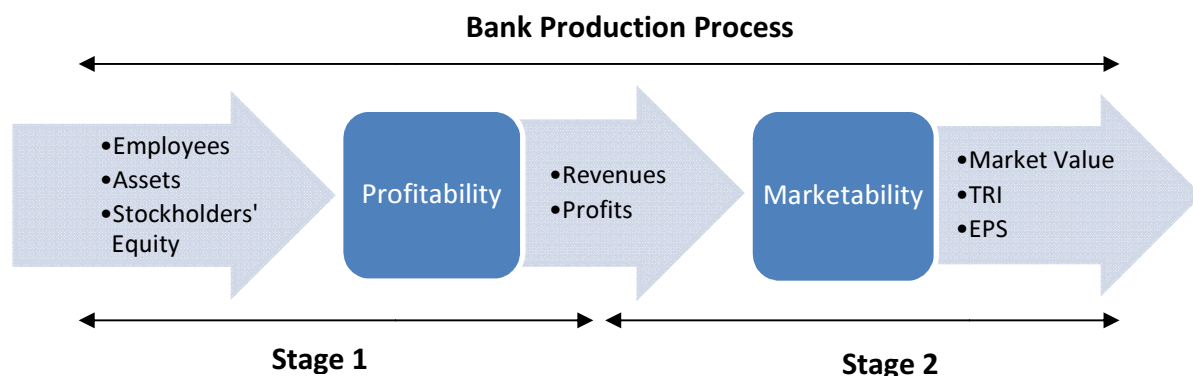
Figura 2.2 Modelo bietápico



Fonte: Adaptado de Kao e Hwang (2008: 420)

Também no modelo bietápico proposto por Seiford e Zhu (1999a) e adaptado posteriormente por Lo e Lu (2006)²¹, de acordo com a figura 2.3, a avaliação da eficiência dos bancos é analisada, com base em dois submodelos designados Modelo de Rendibilidade e Modelo de Mercado, nos quais as variáveis *output* do primeiro modelo correspondem às variáveis *input* do segundo. Contudo, não é efetuado neste estudo qualquer abordagem ao apuramento do nível de eficiência global, não refletindo o modelo qualquer relação entre as variáveis das diferentes etapas.

Figura 2.3 Modelo bietápico de Seiford e Zhu (1999a)



Fonte: Seiford e Zhu (1999a: 1272)

²¹ Lo e Lu (2006) tomaram por base este modelo e substituíram a variável retorno total ao investidor pela cotação da ação (*stock price*).

Modelo 1: Profitability: mede a capacidade dos bancos para gerar rendimentos e lucros. É composto por 3 *inputs* (número de empregados, ativos e capital próprio) e 2 *outputs* (rendimentos e resultados).

Modelo 2: Marketability: mede a atratividade da empresa no mercado de capitais face aos rendimentos e resultados que gera. É composto por 2 *inputs* (rendimentos e resultados) e 3 *outputs* (valor de mercado, retorno total para os investidores (*Total Return to Investors*) e resultados por ação (*Earnings Per Share*)).

Estudos elaborados com base neste tipo de abordagem individual de submodelos independentes, permitem que DMU consideradas ineficientes em um, ou em ambos os modelos que compõem cada etapa, sejam classificadas de eficientes quando analisadas num modelo único composto pelos *inputs* da etapa 1 e os *outputs* da etapa 2. Esta situação reflete a incapacidade dos modelos DEA tradicionais para avaliar o desempenho na presença de processos bietápicos, e logo, interdependentes, caracterizados pela existência de medidas intermediárias.

Chen e Zhu (2004) desenvolvem o estudo efetuado por Wang *et al.* (1997) partindo do pressuposto que a (in)eficiência de uma etapa influencia a (in)eficiência da outra devido à existência de medidas intermediárias comuns. Neste contexto, derivam o modelo bietápico, no pressuposto de rendimentos variáveis à escala.

Kao e Hwang (2008) incorporam uma série de relações entre as duas etapas e demonstram que o nível de eficiência global E_k (*overall efficiency*) do modelo bietápico calculado com base no produto entre os níveis de eficiência das duas etapas, ou seja, $E_k = E_k^1 \times E_k^2$ constitui um indicador mais apropriado que o indicador calculado segundo a noção de Wang *et al.* (1997).

Chen *et al.* (2009a) demonstram que o modelo de Kao e Hwang (2008) é equivalente ao modelo de Chen e Zhu (2004) no pressuposto de rendimentos constantes à escala (CCR). Desta forma, argumentam que o modelo bietápico de Chen e Zhu (2004) pode ser utilizado

para apurar os níveis de eficiência global (*overall efficiency*), mas apenas sob o pressuposto de rendimentos constantes à escala, em que $\alpha^* = 1$ e β^* = índice de eficiência global.

Chen *et al.* (2009b) referem que o modelo de Kao e Hwang (2008), para além de assumir rendimentos constantes à escala, assume pesos iguais para as duas etapas. Os autores contornam esta limitação do modelo através da criação de uma abordagem aditiva que permite quer o pressuposto de rendimentos constantes à escala, quer de rendimentos variáveis à escala. A abordagem aditiva assume que a eficiência global do modelo bietápico constitui uma soma ponderada das eficiências das etapas individuais.

Chen *et al.* (2009c) argumentam que os indicadores de eficiência global supra referidos não são suficientes para projetar as DMU ineficientes para a fronteira de eficiência, dado que os mesmos não permitem identificar, de uma forma direta, as reduções necessárias aos *inputs* (ou aumentos de *outputs*) a fim de atingir a eficiência, tal como acontece nos modelos DEA tradicionais. Ou seja, estes estudos permitem determinar um indicador de eficiência global, mas não determinam a fronteira de eficiência do processo bietápico. Os autores desenvolvem um modelo bietápico alternativo que permite a projeção das DMU ineficientes para a fronteira de eficiência, apenas para o pressuposto de rendimentos constantes à escala.

Todos estes modelos denominados de complementares estão ainda pouco explorados nos estudos empíricos, provavelmente devido ao facto de serem muito poucos os pacotes comerciais de *software* específicos da metodologia DEA que os incorporam.

2.3.4 As variáveis *input/output*

Uma das principais etapas na aplicação da metodologia DEA para avaliação da eficiência relativa é a seleção das variáveis de *input* e de *output* a incluir no modelo. Meza *et al.* (2007) argumentam que pouco tem sido discutido sobre a problemática associada à seleção de variáveis nos modelos DEA, tomando em consideração o significativo impacto que estas têm sobre os indicadores de eficiência. Referem que na grande maioria dos estudos empíricos a

seleção das variáveis incluídas nos modelos é efetuada com base na opinião de especialistas ou na disponibilidade dos dados. Os autores consideram que o facto de uma diferente escolha de variáveis conduzir a resultados diferentes não deve ser interpretado como uma fraqueza da metodologia DEA, mas um benefício, dado que diferentes conjugações de variáveis permitem analisar diferentes dimensões de eficiência.

Muitos dos modelos de seleção propostos nos estudos empíricos são de tipo *stepwise*, onde as variáveis vão sendo progressivamente incluídas/excluídas com base nos resultados obtidos (Senra *et al.*, 2007).

Meza *et al.* (2007) apresentam o que denominam Método Compensatório de Normalização Única para proceder à seleção de variáveis a incluir nos modelos DEA. Segundo os autores deve iniciar-se o processo a partir da identificação de potenciais variáveis a incluir nos modelos, recorrendo à opinião de elementos decisores, especialistas e/ou analistas. Procede-se à criação de cenários com diversas combinações entre as variáveis inicialmente identificadas (se o número de variáveis for reduzido deve considerar-se todas as combinações possíveis de *inputs/outputs*). Para cada cenário calcula-se a eficiência média, o número de DMU na fronteira de eficiência e indicadores normalizados que constituem uma medida de compromisso entre o bom ajuste à fronteira de eficiência e a boa discriminação do modelo.

A seleção criteriosa das variáveis *input/output* a incluir no modelo DEA é particularmente pertinente no caso do setor bancário, uma vez que coexistem dois grandes tipos de abordagem, associadas ao tipo de atividade principal inerente ao negócio, nomeadamente: a abordagem com base na intermediação e a abordagem com base na produção. Embora estas duas abordagens sejam conceptualmente diferentes, Clark (1988) verificou que os resultados empíricos quanto a economias de escala e de gama não são significativamente afetados pelas diversas definições de *inputs*, *outputs* e gastos.

Segundo a abordagem com base na intermediação, os bancos são considerados intermediários financeiros, cujo negócio principal consiste na aglomeração de recursos (poupanças / depósitos) dos aforradores e na mobilização desses fundos a outros, para

atividades de investimento, sob a forma de empréstimos, mediante a realização de um lucro (juro, comissões, etc.).

Segundo Yue (1992) na abordagem com base na intermediação os *outputs* correspondem aos rendimentos obtidos pelos bancos na sua atividade principal. Os *inputs* devem refletir os recursos necessários à obtenção desses rendimentos e são normalmente medidos através de variáveis que expressem os gastos com pessoal, os gastos operacionais e o capital investido. Também os depósitos são considerados recursos disponíveis (*inputs*) para o processo de produção. Neste contexto, os empréstimos são normalmente considerados variáveis associadas ao produto obtido (*output*) e os diversos gastos associados a esses fundos são considerados *input* (mão-de-obra, capital, gastos operacionais, etc.).

Na abordagem com base na produção, os bancos são considerados instituições que usam capital e mão-de-obra (*inputs*) para prestar serviços, ou seja, para produzir empréstimos e gerir depósitos. Nestes estudos os empréstimos e os depósitos são considerados resultados obtidos²² (*output*), que contribuem para a criação de valor, obtido por via da utilização de recursos (capital, mão-de-obra e outros gastos operacionais). Nesta abordagem a variável de *output* deve refletir, essencialmente, o volume de serviços prestados, pelo que é habitual utilizar como variável *proxy* dos *outputs* o número dos diversos tipos de contas servidas pela instituição. A dificuldade em obter a informação relativa ao número de contas servidas tem promovido a aplicação da abordagem com base na intermediação nos diversos estudos empíricos (Pinho, 1995).

Neste contexto, a problemática coloca-se essencialmente quanto à classificação a atribuir aos depósitos, sendo que na abordagem com base na intermediação são considerados *inputs* e na abordagem com base na produção são considerados *outputs* e como visto anteriormente, são diversos os autores que alertam para a importância da seleção das variáveis *input/output*, uma vez que a sua classificação influencia, de forma muito significativa, os índices de eficiência apurados.

²² Sendo normalmente medidos com base no número de contas ou número de transações. A dificuldade em obter estas informações inviabiliza, na maioria das vezes, a escolha desta abordagem (Canhoto, 1996).

A caracterização dos depósitos como variável *input* comporta ainda outra problemática: a questão de se utilizar apenas o valor efetivo dos depósitos existentes nas contas dos clientes (*core deposits*) ou de se incluir também o valor de fundos adquiridos (*purchased funds*), uma vez que a soma destas duas variáveis compõem a totalidade de fundos disponíveis (*loanable funds*) para a concessão de empréstimos, ou seja, para a produção de *outputs*.

Diversos autores optaram por incluir os depósitos, ou variáveis que os reflitam, simultaneamente como *inputs* e *outputs* (Berger e Humphrey, 1992) (Humphrey, 1992) (Bauer *et al.*, 1993) (Berger, 1993). Contudo, Canhoto (1996) e Chen e Zhu (2004) alertam para o facto de não ser possível adotar esta metodologia nas modelos não-paramétricos, nomeadamente da metodologia DEA, uma vez que os vetores de *inputs* e de *outputs* têm de incorporar variáveis distintas.

Embora existam diversas abordagens específicas para avaliar a eficiência no setor bancário, que diferem essencialmente nas fundações básicas que suportam a identificação das variáveis *input* e *output* a incluir nos modelos, Berger e Humphrey (1997) e Freixas e Rochet (1997) referem que as abordagens denominadas de Produção, Intermediação e Moderna são tradicionalmente as mais utilizadas pela grande maioria dos autores.

Diversos autores (Berger e Humphrey, 1992) (Humphrey, 1992) (Canhoto, 1996) (Grigorian e Manole, 2002) (Hoose, 2010) (Tortosa-Ausina, 2002) consideram a existência de três tipos de abordagens a esta problemática: (1) a abordagem com base no valor acrescentado (que considera como *outputs* as rubricas do Balanço que contribuam de uma forma significativa para o valor acrescentado do banco. Segundo esta abordagem os depósitos ao invés de serem caracterizados de uma forma líquida são subdivididos em duas classes de variáveis: com caracterização de *input*, o valor dos fundos disponíveis para gerar empréstimos; com caracterização de *output*, o valor dos serviços prestados com a manutenção das contas de depósito. Os empréstimos são considerados *outputs*); (2) a abordagem com base nos ativos (que corresponde a uma visão restrita da atividade bancária, centrando-se na sua função de intermediação) e (3) a abordagem com base nos gastos (em que os *outputs* são identificados com base na sua contribuição para o rendimento líquido dos bancos. Um ativo é considerado *output* se o retorno financeiro exceder os custos de oportunidade desses

fundos; um passivo é considerado *output* se os custos financeiros gerados forem inferiores aos seus custos de oportunidade, por exemplo).

Em qualquer das abordagens, os fatores trabalho (geralmente expresso pelo número de empregados efetivos ou número total de horas trabalhadas), capital (geralmente expresso pelo valor dos investimentos em equipamento) e outros materiais são considerados *inputs*.

Segundo Ribeiro (2006) a mensuração do *output* bancário tem sido efetuada com base em três abordagens: (1) o *output* bancário é constituído apenas por um único produto (por exemplo: aplicações creditícias) ou por um conjunto de serviços homogeneizados (por exemplo: sob a denominação de depósitos); (2) a produção bancária corresponde a um fluxo, fazendo a segmentação do *output* entre empréstimos e não empréstimos (incluindo estes últimos serviços de consultadoria financeira, aluguer de cofres, etc.); (3) a produção bancária constitui um processo diferenciado, incluindo-se no modelo variáveis *proxy* do *output* tais como, o número de contas dos diversos tipos de depósitos, ou seja, recorrendo a medidas físicas ao invés de medidas monetárias.

Humphrey (1992) considera que é importante a inclusão de variáveis *output* que reflitam o valor dos serviços prestados pela gestão e manutenção das contas de depósitos, uma vez que a produção deste tipo de serviços absorve, diretamente, cerca de metade dos recursos de capital e trabalho normalmente considerados como *inputs*.

Koch e MacDonald (2003) defendem que é importante definir, *a priori*, o foco estratégico do banco, a fim de facilitar a seleção dos indicadores de desempenho mais apropriados. Por exemplo, para os bancos com maior foco estratégico nos empréstimos constituem bons indicadores de desempenho a margem financeira e o volume de empréstimos concedidos a clientes; para os bancos com maior foco estratégico nos depósitos constituem bons indicadores de desempenho os valores de comissões de gestão de contas e o volume de depósitos constituídos pelos clientes.

Segundo Ribeiro (2006)²³ embora revestisse de grande interesse a inclusão, nos *outputs*, de algumas produções intangíveis, tais como, o grau de satisfação dos clientes, a qualidade dos serviços e produtos ou o grau de satisfação dos empregados, as mesmas são normalmente excluídas dos diversos estudos devido à dificuldade associada à sua obtenção e mensuração.

Também se coloca a questão quanto à forma de mensuração das variáveis a incluir no modelo: pelo número de transações processadas, o número de contas servidas ou o valor monetário constante nas peças contabilísticas. Segundo Humphrey (1992) esta última constitui a forma mais comum, eventualmente pela maior facilidade de acesso aos dados, mas a mais correta do ponto de vista conceptual é a primeira dada a sua natureza de fluxo²⁴. Embora não se verifique a condição necessária de existência de proporcionalidade entre o número de transações e o valor monetário das respetivas contas, o autor registou níveis de correlação suficientes para aceitar a utilização do valor contabilístico das contas como variável de avaliação dos resultados bancários.

O número de balcões é considerado nalguns estudos como um *output*, que conjuntamente com os empréstimos e os depósitos exigem a utilização de recursos com o fim de servir e, logo, de acrescentar valor para os clientes (Berger *et al.*, 1987) (Berg *et al.*, 1993) (Canhoto, 1996). Koch e MacDonald (2003) argumentam que segundo a realidade empresarial atual, o ativo já não constitui uma medida de desempenho satisfatória devido ao elevado envolvimento dos bancos em atividades que não se refletem nas peças contabilísticas (*off-balance sheet activities*).

Tal como na estatística ou em qualquer outra metodologia orientada empiricamente, a medida de eficiência relativa da metodologia DEA exige a gestão dos graus de liberdade. No modelo envoltório, o número de graus de liberdade aumenta com o número de DMU incluídos na amostra e diminui com o número de variáveis *input/output* considerado.

²³ Com base em Resti, Andrea (2000) Efficiency measurement for multi-product industries: a comparison of classic and recent techniques based on simulated data, European Journal of Operational Research, 121, p. 559-578.

²⁴ Segundo o autor, a produtividade de um banco deve ser medida com base no fluxo de atividade/serviços prestados ou resultados produzidos (processamento de cheques ou outros meios de pagamentos, gestão e manutenção de contas, novos empréstimos, etc.) e não no valor do saldo contabilístico das contas.

Segundo Thanassoulis *et al.* (1987) todas as variáveis consideradas relevantes deveriam ser incluídas no modelo DEA em estudo. Contudo, quanto maior o número de variáveis *input/output* em relação ao número de DMU, maior a probabilidade de uma qualquer DMU conseguir otimizar os pesos para um subconjunto de *inputs/outputs* de forma a alcançar a eficiência e, logo, menor o poder discriminatório do modelo. Desta forma, o número de variáveis *input/output* a incluir no modelo deverá ser o mais reduzido possível.

2.3.5 Resumo dos principais estudos aplicados ao setor bancário

Mais do que avaliar ou medir a produtividade de uma DMU ou setor, a aplicação da metodologia DEA visa a identificação das unidades que operam com maior eficiência os seus *inputs* e *outputs* definido por um determinado modelo. A principal vantagem da metodologia DEA é estender o tradicional conceito de produtividade ou eficiência para um formato *multi-input* e *multi-output*, tendo já provado ser uma poderosa ferramenta para o *benchmarking* na identificação das fronteiras eficientes (Vasconcellos *et al.*, 2006).

A metodologia DEA tem sido amplamente aplicada em diversos estudos empíricos ao nível de variados setores de atividade. Pode-se avaliar tal extensão através dos estudos de Emrounejad e Thanassoulis (2001) ou Tavares (2002). Enunciam-se alguns exemplos:

- Hoteleiro: Hwang e Chang (2003); Barros (2005); Barros e Santos (2006).
- Petrolífero: Kashani (2005); Vasconcellos *et al.* (2006).
- Saúde: Marinho (2003); Amado (2004); Kontodimopoulos e Niakas (2005); Butler e Li (2005); Pereira (2006); Marques e Brochado (2007); Moreira (2008).
- Ensino: Kirjavainen e Loikkanen (1998); Abbott e Doucouliagos (2003); Banker *et al.* (2004a); Portela e Camanho (2007); Afonso e Santos (2008).
- Transportes: Fethi *et al.* (2000); Mello *et al.* (2003); Yang (2005).
- Indústria: Hjalmarsson *et al.* (1996); Ward *et al.* (1997); Anjos (2005).

- Portos e Pescas: Roll e Hayuth (1993); Martinez-Budria *et al.* (1999); Walden e Kirkley (2000); Tongzon (2001); Barros e Athanassiou (2004); Rios e Maçada (2006); MacDowell (2007).
- Serviços de Água: Correia *et al.* (2008).
- Comunicações: Vaz (2000); Borenstein *et al.* (2004).
- Segurança / Justiça: Butler e Johnson (1997).

São numerosos os estudos aplicados ao setor bancário. Contudo, são muito poucos os estudos onde são aplicados modelos DEA mais complexos ou técnicas complementares de análise, limitando-se a grande maioria à estimação dos níveis de eficiência padrão e à realização de comparações dos níveis de eficiência obtidos entre grupos de bancos com diferentes características.

Enunciam-se alguns dos estudos nos quais foi aplicada a metodologia DEA, relativamente ao setor bancário: Sherman e Gold (1985); Berg *et al.* (1991); Yue (1992); Berg *et al.* (1993); Mendes (1994); Canhoto (1996; 1999); Resti (1997); Ayadi *et al.* (1998); Bergendahl (1998); Chen e Yeh (1998); Avkiran (1999); Camanho e Dyson (1999; 2005); Seiford e Zhu (1999a); Soteriou e Zenios (1999); Canhoto e Dermine (2000); Casu e Molyneux (2000); Saha e Ravisankar (2000); Nath *et al.* (2001); Sathye (2001); Becker *et al.* (2002); Cinca *et al.* (2002); Grigorian e Manole (2002); Jemrić e Vujčić (2002); Drake e Hall (2003); Galagedera e Edirisuriya (2004); Halkos e Salamouris (2004); Neal (2004); Tabak *et al.* (2005); Al-Delaimi e Al-Ani (2006); Angelidis e Lyroudi (2006); Fiorentino *et al.* (2006); Howland e Rowse (2006); Lo e Lu (2006); Yavas e Fisher (2006); Portela e Thanassoulis (2007); Sanjeev (2007); Chansarn (2008); Hadad *et al.* (2011).

Os estudos sobre eficiência bancária são normalmente efetuados com o objetivo de averiguar a relação entre a eficiência (desagregada ou em termos globais) e diversas variáveis. Os resultados obtidos nem sempre são consensuais, podendo mesmo dizer-se que são, na maioria das vezes, contraditórios.

Muitos estudos concluem que é possível registrar ganhos de eficiência até uma determinada dimensão, mas para dimensões excessivamente elevadas a eficiência é menor. Berger e Mester (1997) verificam que os bancos de menor dimensão apresentam maiores níveis de eficiência pelos rendimentos (apresentando melhores níveis de rendibilidade), mas não registam diferenças significativas, entre diferentes dimensões, nas eficiências pelos custos. Daí concluem que à medida que os bancos ganham dimensão têm capacidade para continuar a controlar os gastos mas sentem dificuldade para gerar, de uma forma eficiente, maiores rendimentos.

Diversos outros autores analisam a relação entre a dimensão e a natureza da escala de rendimentos. Muitos verificam que os bancos de menor dimensão registam, maioritariamente, rendimentos crescentes à escala e que os bancos de maior dimensão registam rendimentos decrescentes à escala (Canhoto, 1996) (Seiford e Zhu, 1999a) (Drake e Hall, 2003) (Lo e Lu, 2006).

Jemrić e Vujčić (2002) verificam que os bancos de menor dimensão são globalmente eficientes, mas apresentam maior heterogeneidade de eficiência, enquanto os bancos de maior dimensão apresentam índices de eficiência mais homogêneos dentro do seu grupo de pares (*locally efficient*).

Drake e Hall (2003) verificam que os bancos de maior dimensão apresentam menor oportunidade de ganho por eliminação das ineficiências-X e a eficiência técnica tende a aumentar com a dimensão do banco. Efetivamente são diversos os autores que verificam uma relação positiva entre a dimensão e a eficiência: os bancos de maior dimensão são muito eficientes mas apresentam rendimentos decrescentes à escala, além de que não foram registados ganhos nos custos pelo aumento de dimensão (Berg *et al.*, 1991); bancos de menor dimensão são menos eficientes (Galagedera e Edirisuriya, 2004) (Lo e Lu, 2006); quanto maior o valor do total dos Ativos, mais elevados os níveis de eficiência (Halkos e Salamouris, 2004); são os maiores bancos que se encontram sobre a fronteira de eficiência (Neal, 2004); registam-se rendimentos crescentes à escala em bancos de dimensão considerável e rendimentos constantes à escala nos bancos de maior dimensão (McAllister e McManus, 1993).

No entanto, outros autores não registam diferenças dos níveis de eficiência dos bancos relativamente à sua dimensão, não obtendo resultados conclusivos sobre a relação entre a eficiência e a dimensão (Sanjeev, 2007) (Chansarn, 2008).

Majid e Sufian (2009) verificam que, na China, os bancos de maior dimensão registam níveis mais elevados de eficiência técnica e pura relativamente aos bancos de menor dimensão e os bancos de dimensão média apresentam níveis de eficiência de escala mais elevados.

Relativamente aos modelos de gestão, Berger e Mester (1997) verificam que bancos que pertencem a companhias tipo *Holding* apresentam maiores eficiências (pelos custos e pelos rendimentos) que os bancos independentes. Canhoto (1996) regista diferenças na eficiência dos diversos grupos de bancos: os *savings banks* apresentam os maiores índices de eficiência técnica global.

Alguns autores concluem que os bancos mais antigos são os mais eficientes (Canhoto, 1996) (Ayadi *et al.*, 1998). Outros concluem que são os mais novos os que registam maiores índices de eficiência (Canhoto, 1999) (Canhoto e Dermine, 2000) (Jemrić e Vujčić, 2002). E também se registam estudos sem resultados conclusivos quanto à variável antiguidade (Berger e Mester, 1997).

Berger e Mester (1997) registam uma correlação negativa entre o poder de mercado (*market power*) e o indicador de eficiência pelos custos e uma correlação positiva com o indicador alternativo de eficiência pelos rendimentos. Os bancos que operam em mercados menos competitivos (logo, com maior poder de mercado), podem praticar preços mais elevados (aumentando os lucros) e não se sentem pressionados para manter baixos custos. Sathye (2001) verifica que a variável poder de mercado tem uma relação inversa significativa com todas as variáveis de eficiência.

Grigorian e Manole (2002) verificam que setores bancários compostos por poucos mas grandes bancos, bem capitalizados, apresentam maior capacidade para gerar maiores níveis de eficiência. Berg *et al.* (1991) verificam que, assumindo rendimentos constantes à escala, o

aumento de competitividade ou concorrência entre os bancos pode aumentar substancialmente os ganhos de eficiência.

Relativamente a variáveis relacionadas com a localização geográfica Berger e Mester (1997) analisam as diferenças entre bancos localizados em ambientes rurais e citadinos mas não chegam a resultados conclusivos. Também não registaram evidência significativa quanto à correlação entre a existência de restrições geográficas à expansão inter-regional²⁵ e os níveis de eficiência. Contudo, Neal (2004) verifica que os bancos regionais são menos eficientes que qualquer outro tipo de bancos. Também Resti (1997) regista diferenças nos índices de eficiência nas diversas regiões de Itália. Casu e Molyneux (2000) registam diferenças nos índices de eficiência entre bancos de diversos países da Europa.

Berger e Mester (1997) não registaram evidência significativa quanto à correlação entre a autoridade reguladora e os níveis de eficiência e Grigorian e Manole (2002) verificam que nem todos os requisitos prudenciais prejudicam a eficiência.

Camanho e Dyson (1999) verificam que é possível aos balcões dos bancos aumentar a rendibilidade por via de aumentos de eficiência. A eficiência dos balcões tem um efeito positivo sobre a rendibilidade. Contudo, uma elevada rendibilidade não está, necessariamente, diretamente relacionada com uma elevada eficiência.

Alguns estudos revelam que os bancos domésticos são mais eficientes que os bancos estrangeiros (Sathye, 2001). Becker *et al.* (2002) verificam que os bancos com capital privado nacional e participação estrangeira e estrangeiros apresentam os melhores índices médios de eficiência global e que nenhum banco público foi classificado como eficiente. Enquanto Grigorian e Manole (2002) verificam que a privatização não promove, necessariamente, aumentos, estatisticamente significativos, da eficiência, Jemrić e Vujčić (2002) verificam que os bancos privados são mais eficientes que os bancos públicos e que os bancos com capital estrangeiro são, em média, mais eficientes que os bancos domésticos.

²⁵ O estudo foi aplicado nos vários estados dos EUA, nos quais existem diferentes entidades reguladoras e, conseqüentemente, diferentes restrições regulamentares.

Majid e Sufian (2009) registam uma relação positiva significativa entre o nível de eficiência de intermediação dos bancos chineses e o valor da cotação das ações. Num estudo muito semelhante aplicado aos bancos gregos, Pasiouras *et al.* (2008) registam uma relação positiva significativa entre as variações nos níveis de eficiência técnica e os retornos das ações, enquanto as variações nos níveis de eficiência de escala não têm qualquer impacto. Beccalli *et al.* (2006) registam uma relação positiva significativa entre a variação percentual nos preços das ações e a variação nos níveis de eficiência pelos custos, o que sugere que o valor de mercado dos bancos eficientes tende a superar o valor dos bancos ineficientes.

Sathye (2001) verifica que a variável “*mix de outputs*” tem uma significativa relação direta com a eficiência de afetação.

Becker *et al.* (2002) verificam que os bancos que mais investiram em tecnologias de informação apresentam melhores índices de eficiência.

Não se conhecem estudos empíricos, em Portugal ou no estrangeiro, no âmbito do setor bancário com a aplicação da medida de eficiência bietápica global idêntica à noção aplicada neste estudo, eventualmente porque a mesma ainda não se encontra integrada nos diversos *softwares* específicos da metodologia DEA, nem mesmo no único *software* (DEAFrontier) que inclui o modelo bietápico. A última versão disponível no mercado, apenas estima os índices de eficiência para as etapas 1 e 2 individualmente, não sendo apresentado o índice de eficiência bietápico global.

2.4 Os fatores determinantes da eficiência

2.4.1 As variáveis relacionadas com o desempenho bancário

O conjunto das instituições que compõem o Sistema Financeiro Português é definido pelo RGICSF, aprovado pelo DL n.º 298/92 de 31 de dezembro, com diversas alterações introduzidas, sendo a mais recente a implementada pelo DL n.º 31-A/2012 de 10 de fevereiro. Segundo o RGICSF, o Banco de Portugal é o banco central da República Portuguesa

e, como tal, a autoridade monetária e o supervisor de todo o sistema financeiro²⁶. As restantes instituições financeiras são classificadas em dois grandes grupos, nomeadamente Instituições de Crédito e Sociedades Financeiras.

São instituições de crédito as empresas cuja atividade consiste em receber do público depósitos ou outros fundos reembolsáveis, a fim de os aplicarem por conta própria mediante a concessão de crédito e/ou empresas que tenham por objeto a emissão de meios de pagamento sob a forma de moeda eletrónica²⁷.

Dentro do sistema financeiro os bancos são empresas, normalmente designadas por instituições financeiras, cujas principais funções, em termos mais latos, consistem na aceitação de depósitos para concessão de empréstimos (Pinho, 2004). Para além das suas atividades principais de intermediação financeira e monetária, os bancos podem obter mais-valias por via das operações de *trading* (venda dos seus ativos financeiros negociáveis, tais como, divisas, obrigações e ações) e comissões por via da prestação de serviços. Em termos gerais, pode-se destacar, de entre as principais funções dos bancos: depósitos (contas correntes ou de poupança realizadas pelos clientes), transações (tais como, aceite de cheques, transferências entre contas correntes e pagamentos), empréstimos, cofres (guarda de valores) e câmbios.

Frei *et al.* (1997) consideram que os principais fatores determinantes da eficiência das instituições financeiras são essencialmente os relacionados com os recursos humanos, a tecnologia, as técnicas e processos de gestão e os seus respetivos impactos na qualidade, forma e gastos dos serviços prestados. Os autores defendem que apenas é possível atingir eficiência alinhando de uma forma consistente os fatores determinantes considerados.

²⁶ Segundo a respetiva Lei Orgânica, aprovada pela Lei n.º 5/98 de 31 de janeiro e alterada pelos DL n.º 118/2001 de 17 de abril, n.º 50/2004 de 10 de março e n.º 39/2007 de 20 de fevereiro.

²⁷ São instituições de crédito as seguintes entidades: os bancos; as caixas económicas; a Caixa Central de Crédito Agrícola Mútuo e as caixas de crédito agrícola mútuo; as instituições financeiras de crédito; as instituições de crédito hipotecário; as sociedades de investimento; as sociedades de locação financeira; as sociedades de *factoring*; as sociedades financeiras para aquisições a crédito; as sociedades de garantia mútua; as instituições de moeda eletrónica; outras empresas que como tal a lei as classificar.

Fethi *et al.* (2000) referem que os determinantes da eficiência podem ser classificados segundo cinco grandes grupos: (1) acredita-se que a falta de concorrência induz à ineficiência. O índice de concentração, a abertura do mercado e a taxa de contestabilidade são as medidas mais utilizadas para estimar os efeitos da competitividade do mercado nos indicadores de eficiência; (2) os fatores organizacionais e de gestão que influenciam as atividades de qualquer empresa. Neste grupo de fatores incluem-se normalmente a estrutura de capital, o grau de influência sindical, entre outros; (3) a heterogeneidade estrutural entre empresas pode promover diferenças ao nível da eficiência estrutural. Inclui-se neste grupo a heterogeneidade dos processos produtivos; (4) acredita-se que alguns fatores dinâmicos promovem a eficiência, tais como, o investimento em investigação e desenvolvimento (I&D), inovações e a taxa de crescimento do mercado; (5) a política pública vigente também poderá influenciar a eficiência. Algumas regulamentações governamentais e a atribuição de subsídios poderão influenciar negativamente a eficiência produtiva das empresas.

Segundo Silva (2003) as décadas de 80 e 90 constituíram um período relevante para a banca no espaço euro-atlântico, principalmente na Europa ocidental, quer pelo crescimento da sua importância no âmbito da atividade económica, quer pela alteração significativa na sua forma de atuação, salientando o papel das TIC, da desregulamentação da atividade e do acréscimo da concorrência. O autor apresenta ainda os principais fatores determinantes da competitividade bancária, segundo quatro perspetivas:

a) Kay & Reynolds / Andersen Consulting²⁸, que identificam os seguintes aspetos considerados fulcrais para a obtenção de rentabilidade na banca: gestão ao nível do capital (essencialmente do próprio) necessário para o negócio; política de empréstimo do dinheiro e de constituição de provisões para crédito de cobrança duvidosa; gastos com a mão-de-obra; tecnologia informática; rede de agências; movimentação do dinheiro; exploração de fontes de rendimentos exteriores à margem financeira, essencialmente no domínio da venda de produtos financeiros.

²⁸ De acordo com o estudo realizado por Kay & Robert Reynolds (1993), *Profitability for European banks – the key to survival and success*, London, Financial Times Business Enterprises Ltd.

- b) G. S. Dess & P. S. Davis²⁹, que elaboram uma lista de fatores que promovem vantagens competitivas enquadrados nas estratégias genéricas referidas por Porter (1980)³⁰: desenvolvimento de novos serviços bancários; eficiência operacional; melhores taxas de juro ativas/passivas; identificação do serviço bancário/banco; inovação em termos de promoção comercial; direcionamento para mercados regionais específicos; capacidade de prestação de serviços específicos; inovação na forma de prestação de serviços.
- c) Steven I. Davis³¹, que auscultou a opinião de diversos gestores acerca do que considera serem “bancos excelentes”, tendo estes identificado os seguintes aspetos fulcrais para a obtenção de rendibilidade na banca: obtenção de massa crítica; dotação correta em termos de recursos humanos; capacidade de gestão; qualidade da estratégia implementada.
- d) José Granado³², que identificou os seguintes fatores críticos de sucesso da “indústria financeira” (designação do autor): adequação dos produtos às necessidades específicas dos segmentos de clientes; gestão adequada da tecnologia e dos sistemas de informação; segmentação/diferenciação no serviço prestado ao cliente; gestão do risco; competitividade por via dos gastos.

Bos *et al.* (2006) aplicam o conceito do *Balanced Scorecard* ao estudo da eficiência e apresentam, uma nova e mais ampla abordagem, para avaliar o desempenho bancário através de quatro critérios: rendibilidade, risco, poder de mercado e eficiência. Neste contexto a eficiência é medida pela capacidade relativa dos bancos em minimizar gastos e/ou maximizar lucros. Contudo, muitos dos estudos sobre avaliação da eficiência incorporam os fatores rendibilidade, risco e poder de mercado como potenciais fatores determinantes da própria eficiência.

²⁹ De acordo com o estudo realizado por Dess, G. S. e P. S. Davis (1984), *Porter's (1980) Generic Strategies as Determinants of Strategic Group Membership and Organizational Performance*, *Academy of Management Journal*, 27: 3, p. 467-488.

³⁰ Porter, M. E. (1980), *Competitive Strategy: techniques for analysing industries and competitors*, New York, The Free Press.

³¹ De acordo com o estudo realizado por Davis, Steven I. (1989), *Managing change in the excellent banks*, London, MacMillan Press.

³² De acordo com o estudo realizado por Granado, José (1994), *O negócio financeiro e a evolução das tecnologias de informação*, *Revista da Banca*, n.º 31, julho-setembro 1994, p. 47-63.

Seidel e Almqvist (2008) realizaram para a consultora financeira Arthur D. Little um estudo sobre a eficiência de 51 bancos europeus de grandes dimensões, segundo o rácio *cost-to-income*. Foram analisadas as principais estratégias adotadas pelos bancos com melhor desempenho e verificou-se que estes apresentam algumas características em comum, nomeadamente: o empenho na inovação a fim de maximizar o valor para o cliente; a implementação de uma cultura empresarial, aos vários níveis da gestão operacional, centrada na consciencialização dos gastos, tendo a preocupação em cortar gastos apenas em atividades não produtivas e não geradoras de valor acrescentado; a manutenção de processos simples e automatizados e elevados investimentos em tecnologias da informação e da comunicação (TIC); a adoção de sistemas organizacionais com hierarquias planas com canais de comunicação curtos e um elevado grau de descentralização, onde a tomada de decisões é efetuada inicialmente ao nível do balcão local; a implementação de sistemas de gestão por objetivos, cujos indicadores de desempenho assentam essencialmente nos gastos e níveis de eficiência.

Por diversas vezes referido, quer como consequência do desenvolvimento do sistema financeiro, quer como causa desse mesmo desenvolvimento, ou ainda como vantagem competitiva ou fator crítico de sucesso, é indiscutível a forte correlação existente entre o progresso tecnológico e o desenvolvimento do sistema financeiro.

Gupta e Collins (1997) focam o estudo sobre os efeitos dos sistemas de informação e verificam que as medidas tradicionais mais utilizadas para medir a produtividade e a eficiência, tais como, a redução dos gastos operacionais, o aumento dos resultados e o retorno do investimento, podem não ser as mais adequadas, dado que o verdadeiro impacto de algumas tecnologias e sistemas de informação apenas pode ser avaliado no longo prazo. Por outro lado, Shao e Lin (2002) confirmam uma forte evidência estatística de que o investimento em tecnologias da informação exerce um impacto favorável, significativo, sobre os níveis de eficiência técnica.

Sendo os bancos utilizadores intensivos das TIC, Berger (2002) avalia os efeitos do progresso tecnológico especificamente sobre o setor bancário e identifica os principais efeitos sentidos

nas últimas décadas, nomeadamente sobre o desenvolvimento da *internet banking*, da tecnologia de pagamentos eletrónicos e da acessibilidade da informação e sobre a estrutura do setor em termos de dimensão das instituições, sua expansão geográfica ou processo de consolidação.

Embora seja indiscutível o efeito do progresso tecnológico sobre o desenvolvimento e estrutura do sistema bancário, a avaliação desses efeitos não é tarefa fácil. Pode-se avaliar o impacto da implementação dos meios de pagamento automático sobre a redução do número de transações manuais ou do número de efetivos nos balcões tradicionais, mas como avaliar os benefícios a médio/longo prazo sobre a produtividade ou a obtenção de economias de escala por via da maior acessibilidade da informação ou das novas formas de prestação de serviços (como a utilização da internet, por exemplo)? Além disso, Berger (2002) refere que os efeitos sentidos diferem consoante a dimensão do banco ou consoante a forma como são implementadas as novas tecnologias. Também Molyneux (2004) argumenta que os efeitos do progresso tecnológico, especificamente sobre os gastos e rendimentos do sistema bancário, dependem da forma como são implementadas as novas tecnologias, nomeadamente: se é dada ênfase à obtenção de ganhos por via da redução de gastos ou do aumento de rendimentos. Analisando os gastos e rendimentos, entre 1992 e 2000, o autor verifica que o progresso tecnológico permitiu reduzir, em média e em termos anuais, 3,8% dos gastos globais e 0,45% dos rendimentos dos bancos europeus. Contudo, os resultados diferem consoante a dimensão da instituição analisada: os bancos de maior dimensão e os bancos comerciais tendem a apresentar uma menor redução dos gastos, mas um maior aumento de rendimentos; os bancos com maior redução de gastos tendem a apresentar uma deterioração na qualidade do serviço prestado e uma menor capacidade de obter ganhos, apresentando maiores problemas de rendibilidade, por exemplo.

Diversos estudos focam-se sobre os efeitos de determinadas variáveis sobre a eficiência. Alguns exemplos: Altunbas *et al.* (2006) e Fuentes e Vergara (2007) focam os seus estudos sobre a estrutura de capital. Enquanto o primeiro regista uma fraca evidência de que os bancos privados são mais eficientes que os bancos mutualistas ou públicos, o segundo verifica que os bancos cotados em bolsa tendem a registar níveis de eficiência mais elevados que os bancos não cotados e que bancos com maior índice de concentração de propriedade

do capital registam índices de eficiência mais elevados. Lim e Randhawa (2005) não conseguiram encontrar uma relação significativa entre as eficiências-x de bancos com capitais familiares e não familiares.

A fim de perceber melhor a natureza das relações possíveis entre os níveis de eficiência e as variáveis que refletem o tipo de estrutura do mercado é importante rever, de uma forma breve, as várias teorias existentes sobre esta temática.

Demsetz (1973) foi o primeiro a formular uma explicação alternativa sobre a relação estrutura de mercado e desempenho, propondo uma hipótese baseada na eficiência. A sua teoria conhecida por ESH (*Efficient Structure Hypothesis*), aplicada ao setor bancário, prevê que um banco que opera de uma forma mais eficiente do que os seus concorrentes, ganha maiores lucros resultantes de menores gastos operacionais. Estes bancos geralmente detêm uma maior quota de mercado. Por conseguinte, as diferenças nos níveis de eficiência criam uma distribuição desigual das suas posições no mercado e uma elevada concentração. Neste contexto, a eficiência é que determina a estrutura de mercado e o desempenho.

A teoria conhecida por SCP (*Structure-Conduct-Performance*) relaciona o desempenho bancário com um modelo que assenta numa lógica de estrutura-conduta-desempenho. O modelo SCP original interpreta o desempenho bancário como um resultado da estrutura exógena do mercado, que influencia a conduta dos bancos. Esta teoria assume que uma maior margem de concentração permite um maior grau de cooperação entre os bancos, que podem fixar preços mais elevados e consequentemente, obter lucros substanciais (Mensi, 2010).

Diversos autores contestam veementemente a utilização da quota de mercado como uma variável *proxy* para a eficiência, recomendando, em alternativa, a utilização de medidas diretas de eficiência, uma vez que a quota de mercado capta o efeito de diversas outras variáveis para além da eficiência (Berger, 1995) (Sathye, 2005) (Chortareas *et al.*, 2009) (Seelanatha, 2010).

Outros autores, tais como Smirlok (1985) por exemplo, defendem a hipótese ESH e consideram a utilização da quota de mercado como uma variável *proxy* para a eficiência. A hipótese de eficiência prevalece quando é registada uma correlação positiva entre a quota de mercado e a rendibilidade. Esta teoria assume, implicitamente, que uma maior concentração de mercado é a principal fonte de poder de mercado. Contudo, esta última teoria é contestada por Shepherd (1986) ou Jeon e Miller (2005) que defendem a hipótese de poder de mercado relativo, denominada por RMP (*Relative Market Power*). Esta teoria considera que apenas os bancos com uma grande quota de mercado e uma ampla diversificação de produtos é que conseguem exercer poder de mercado para determinar os preços e obter elevados lucros.

Mensi (2010) refere que diversos estudos empíricos testam as hipóteses de SCP e de RMP através da análise da relação entre os resultados e os níveis de concentração (quota de mercado). Segundo o autor, estes estudos são incapazes de favorecer uma das duas hipóteses, dado que os efeitos do poder de mercado e da eficiência podem estar simultaneamente presentes nas variáveis que caracterizam a estrutura do mercado, sendo estes neutralizados pelo nível de concentração. Além disso, os níveis de eficiência e os de concentração são normalmente negativamente correlacionados. Desta forma, não se podem confirmar as hipóteses de SCP e RMP sem ambiguidade, devido ao efeito combinado do poder de mercado e da ineficiência.

2.4.2 Resumo dos estudos baseados na tradicional regressão linear

Existem diversos estudos aplicados às fronteiras de eficiência que realizam, numa segunda fase, análises complementares para identificar os fatores determinantes da eficiência empresarial.

Ray (1988) introduz e desenvolve em Ray (1991) uma abordagem bietápica para incluir fatores não-controláveis pelos gestores na explicação dos índices DEA. Na primeira etapa os índices DEA são estimados apenas com base em fatores controláveis e, posteriormente

numa segunda etapa são utilizados modelos de regressão para estimar a parte da eficiência que é explicada por fatores não-controláveis.

Coelli *et al.* (1998) também aplicam uma abordagem bietápica no estudo da eficiência calculando os índices DEA numa primeira etapa e identificando as variáveis que influenciam esses índices de eficiência, numa segunda etapa, através da aplicação de regressões Tobit, nas quais os índices de eficiência DEA correspondem à variável dependente. As variáveis independentes podem corresponder às variáveis utilizadas como *inputs* nos modelos DEA ou incorporar outras variáveis.

Esta metodologia bietápica, que conjuga o cálculo dos índices de eficiência DEA com a regressão Tobit, foi posteriormente utilizada em numerosos estudos, aplicados a diversos setores de atividade. Nomeadamente e a título de exemplo: no ensino (Kirjavainen e Loikkanen, 1998) (Ruggiero, 1998); nos transportes (Fethi *et al.*, 2000) (Scheraga, 2004) (Boame, 2004); nos portos e pescas (Turner *et al.*, 2004) (Rios e Maçada, 2006); na saúde (Kooreman, 1994) (Ferrier e Valdmanis, 1996) (Marinho, 2003) (Watcharasriroj e Tang, 2004) (Grosskopf *et al.*, 2004); nas TIC's (Shao e Lin, 2002) (Nasierowski e Arcelus, 2003); na economia regional (Loikkanen e Susiluoto, 2002); na indústria alimentar (Mariano e Sampaio, 2002) (Krasachat, 2004).

Especificamente no setor bancário, esta metodologia também foi aplicada por diversos autores, nomeadamente: Casu e Molyneux (2000), Jackson e Fethi (2000), Grigorian e Manole (2002), Souza *et al.* (2004), Hahn (2007) e Sufian e Majid (2007).

O principal argumento para a aplicação de modelos de regressão tipo Tobit, ao invés da utilização de modelos lineares simples, consiste no facto dos indicadores de eficiência determinados pela metodologia DEA se situarem entre 0 e 1 (ou 0% e 100%) e serem normalmente muito concentrados à volta de 1 (ou 100%). Quando a variável dependente y em estudo constitui uma percentagem, ou seja, quando apenas assume valores entre zero e um ($0 \leq y \leq 1$), a aplicação de modelos de regressão de tipo linear não é apropriada, dado que não garante que os valores estimados sejam restritos ao intervalo, ou seja, podem ser obtidos valores estimados abaixo de 0 ou acima de 1. Em alternativa, um grande número de

autores tem assumido a forma logística para a média condicional de y , sem contudo avaliar a existência de formas funcionais alternativas mais apropriadas (Grosskopf, 1996) (Xue e Harker, 1999) (Boame, 2004) (Watcharasriroj e Tang, 2004) (Thanassoulis *et al.*, 2008).

Desenvolvido por Tobin (1958) o modelo foi inicialmente denominado por modelo de variável dependente limitada. A sua semelhança ao modelo Probit, em conjugação com o nome do seu autor, promoveu posteriormente a alteração da sua denominação para modelo Tobit. O funcionamento do modelo Tobit é muito similar ao modelo de regressão linear assumindo contudo uma distribuição normal truncada ou censurada.

Não obstante a existência de um elevado número de estudos com a aplicação dos modelos linear e Tobit, a escolha do modelo de regressão mais adequado, a aplicar numa segunda etapa conjugada com a metodologia DEA, não é consensual entre os autores, que apontam para um conjunto de questões metodológicas que podem comprometer os respetivos resultados.

Uma das principais questões deste tipo de metodologia bietápica diz respeito à possível existência de correlação entre as variáveis utilizadas nos modelos DEA, na primeira etapa, para cálculo dos índices de eficiência e as variáveis independentes utilizadas nos modelos de regressão.

Outra questão está relacionada com o facto dos índices de eficiência DEA traduzirem valores de eficiência relativos e, desta forma, serem dependentes uns dos outros, o que viola uma das premissas básicas requeridas na análise de regressões: a premissa de independência dentro da amostra.

Simar e Wilson (2007; 2008) invalidam a aplicação da metodologia bietápica na maioria dos estudos empíricos, dado que o problema de dependência supra citado não é resolvido pela utilização dos modelos Tobit e sugerem a aplicação de metodologias *bootstrap* a fim de ultrapassar esta questão. Diversos outros autores também já haviam defendido a aplicação de metodologias *bootstrap* nestes contextos (Xue e Harker, 1999) (Casu e Molyneux, 2000).

Outras conjugações de metodologias e regressões foram aplicadas para a avaliação dos fatores determinantes da eficiência no setor bancário. Por exemplo: Mester (1996) e Girardone *et al.* (2006) aplicam a regressão logística a índices estocásticos de eficiência e Sathye (2001) aplica a regressão linear aos índices de eficiência DEA. Hadad *et al.* (2011) aplicam regressões com técnicas de *bootstrapping* aos níveis de eficiência e super-eficiência DEA, obtidos através de modelos tipo SBM, a fim de identificar os fatores determinantes da eficiência e da super-eficiência.

Apresenta-se seguidamente resultados de alguns estudos nos quais foram aplicados modelos de regressão lineares e Tobit aos índices de eficiência DEA, numa segunda etapa, para a determinação dos fatores determinantes da eficiência no setor bancário.

Casu e Molyneux (2000) incluíram num modelo DEA tradicional fatores que pudessem influenciar a eficiência dos bancos e que não correspondessem a *inputs* tradicionais, nem fossem controláveis pelos gestores. Os autores denominaram estes fatores de variáveis ambientais (*environmental variables*), as quais incluíam, por exemplo, a estrutura de capital (público ou privado), as características regionais e as políticas governamentais, dado que a amostra era composta por bancos de diferentes países. Verificaram que a localização geográfica é a variável que mais influencia os índices médios de eficiência dos bancos. Existe pouca evidência quanto ao poder explicativo dos rácios médios da autonomia e rentabilidade financeira sobre as variações dos níveis de eficiência dos bancos. A maioria das diferenças encontradas nos níveis de eficiência, entre os diversos sistemas bancários europeus, está relacionada com a tecnologia específica de cada país. Os resultados também sugerem que os bancos comerciais não são mais eficientes que os bancos de investimento e que os bancos cotados na bolsa são mais eficientes que os não cotados.

Jackson e Fethi (2000) registaram um impacto negativo, estatisticamente significativo, do rácio de capital sobre o desempenho dos bancos e verificaram que bancos de maior dimensão e maior rentabilidade têm maior probabilidade de registar níveis de eficiência técnica mais elevada. Contudo, o número de balcões, que corresponde a uma segunda variável *proxy* para o fator dimensão, apresenta um coeficiente negativo, o que pode ser explicado pelo facto de que a expansão da rede de balcões poderá ter aumentado o nível de

gastos e, conseqüentemente, afetado negativamente os níveis de eficiência. Os autores também constataram que os bancos públicos apresentam uma relação negativa com os níveis de eficiência.

Sathye (2001) constatou que o poder de mercado apresenta uma influência negativa significativa sobre a eficiência global e a variável custo por empregado uma influência positiva significativa. Além disso, verificou-se que os bancos domésticos apresentam níveis de eficiência superiores aos bancos estrangeiros.

Grigorian e Manole (2002) estimaram e analisaram as diferenças entre os níveis de eficiência de bancos comerciais de 17 países com economias emergentes. Os autores explicam as diferenças nas eficiências entre as instituições financeiras e países através de um conjunto de variáveis macroeconômicas, prudenciais e institucionais. Para além de enfatizar a importância de algumas variáveis específicas dos bancos, a análise efetuada através da regressão Tobit sugere que (1) a propriedade estrangeira do capital com poder de controle e reestruturação aumenta a eficiência dos bancos comerciais; (2) os efeitos do grau de prudência sobre a eficiência dos bancos variam com base nas diferentes normas prudenciais e (3) a consolidação tende a promover a eficiência das operações bancárias.

Hahn (2007) investigou o desempenho de bancos Austríacos que participaram em operações de F&A domésticas, utilizando uma base de dados que incluía um painel não balanceado de cerca de 800 bancos, entre os anos 1996 a 2002. A metodologia DEA foi conjugada com um modelo de regressão Tobit a fim de analisar a variação dos níveis de eficiência produtiva derivada de fatores determinantes externos, tais como operações de F&A *in-market*. Os autores encontram evidência que suporta a hipótese que os bancos que participaram em operações de F&A domésticas registam níveis de eficiência mais elevados relativamente a bancos que não participaram em tais operações.

Sufian e Majid (2007) aplicaram um estudo DEA em janela (*window analysis*) a fim de investigar os efeitos das operações de F&A nos níveis de eficiência dos bancos domésticos de Singapura. Os resultados sugerem que as fusões resultaram em níveis de eficiência geral mais elevados, que a rentabilidade tem um impacto positivo significativo na eficiência

bancária e que a má qualidade do crédito concedido tem uma influência negativa significativa no desempenho dos bancos.

Hadad *et al.* (2011) analisam a relação entre a eficiência técnica mensal pelos lucros, a produtividade e a performance de mercado dos bancos cotados da Indonésia, durante o período de janeiro de 2003 a julho de 2007. Foram aplicadas regressões com técnicas de *bootstrapping* aos níveis de eficiência e super-eficiência DEA, obtidos através de modelos tipo SBM, a fim de identificar os fatores determinantes da eficiência e da super-eficiência. Os autores registraram uma relação positiva significativa entre os níveis de eficiência e os preços das ações, bem como com o ROE. Além disso verificaram que os bancos da Indonésia com capital estrangeiro tendem a ser menos eficientes do que os bancos nacionais.

2.4.3 A nova abordagem: modelos de regressão fracional

Dado que os índices de eficiência DEA assumem valores contínuos no intervalo]0; 1] e que são normalmente muito concentrados em valores próximos ou iguais a 1, muitos autores consideram que à aplicação do modelo Tobit, numa segunda etapa para a determinação dos fatores determinantes da eficiência, deve ser imposta uma dupla limitação (*two-limit*).

Contudo, diversos estudos mais recentes referem que a técnica de impor dois limites ao modelo Tobit constitui uma má especificação quando aplicada aos índices DEA, dado que existe uma probabilidade positiva dos índices assumirem o valor do limite superior (igual a 1) mas a probabilidade de assumirem o valor do limite inferior (igual a 0) é nula. Além disso, os parâmetros da regressão Tobit não permitem apurar diretamente o efeito das variáveis sobre os índices de eficiência DEA, um facto frequentemente negligenciado. O modelo Tobit pode ser apropriado para descrever dados censurados no intervalo [0, 1], mas os índices de eficiência DEA são obtidos de forma natural derivada da sua forma de cálculo e não por qualquer tipo de censura (Papke e Wooldridge, 1996) (Hoff, 2007) (McDonald, 2009) (Ramalho *et al.*, 2010; 2011).

Papke e Wooldridge (1996) deram início ao estudo de regressões apropriadas a este tipo de dados, tendo promovido a criação de um novo grupo de regressões, que têm sido frequentemente denominadas pelos investigadores por modelos de regressão fracional, cujas variáveis dependentes assumem valores no intervalo [0; 1]. O seu modelo não exige transformações aos dados originais e permite a estimação direta da variável dependente. O método utilizado é considerado totalmente robusto e relativamente eficiente segundo as premissas do modelo linear generalizado. A principal desvantagem deste modelo é que este exige uma programação específica dado ser mais complexo que os tradicionais (McDonald, 2009).

Hoff (2007) compara diferentes abordagens bietápicas de modelização dos índices DEA perante variáveis exógenas para os seguintes modelos: Tobit (com dois limites), Papke-Wooldridge, beta inflacionado (*unit inflated beta*)³³ e regressão linear simples estimada por *Ordinary Least Squares* - OLS. O autor concluiu que o modelo Tobit ou o modelo OLS, poderão ser suficientes para modelar os índices DEA perante variáveis exógenas, embora nenhum deles seja bem especificado. As suas conclusões revelam que o modelo OLS executa tão bem quanto o modelo Tobit e o Papke-Wooldridge, dado que a aproximação de primeira ordem de Taylor para modelos não lineares, ou seja o OLS, poderá ser, em muitos casos, suficiente para a aplicação da segunda etapa nos modelos DEA. McDonald (2009) também considera a regressão OLS como um estimador consistente.

Ramalho e Silva (2009) desenvolveram um modelo, que denominam de duas partes (*two-part model*) aplicado ao estudo da alavancagem financeira de empresas de diferentes dimensões, tomando em consideração a natureza fracional dos rácios financeiros.

Ramalho *et al.* (2010; 2011) testam vários modelos de regressão alternativos para lidar com a natureza fracional dos índices DEA, nomeadamente: as regressões Logit, Probit, Loglog e Cloglog aplicando o modelo apresentado por Ramalho e Silva (2009). Os autores argumentam que quando existe uma probabilidade relativamente elevada do índice DEA ser

³³ Cook *et al.* (2000) desenvolveram o denominado modelo beta zero-inflacionado (*zero-inflated beta*), que é não linear e que permite que a probabilidade de estar no fim do intervalo seja diferente da probabilidade de estar ao longo do intervalo, ou seja, permite uma distribuição de probabilidade flexível.

igual a 1 (ou 100%), o mecanismo que explica porque a DMU é eficiente ou não, pode ser diferente daquele que explica os índices DEA de DMU ineficientes. Por exemplo, um fator ambiental pode ter um efeito significativo sobre a probabilidade de se observar uma DMU eficiente ($y = 1$) mas não sobre o nível de ineficiência de uma DMU com $y < 1$. Nestes casos, os autores defendem a utilização do modelo de duas partes desenvolvido por Ramalho e Silva (2009), cuja primeira parte do modelo é definida da seguinte forma:

$$z = \begin{cases} 1 & \text{para } y = 1 \\ 0 & \text{para } 0 < y < 1 \end{cases}$$

Sendo z um indicador binário que assume o valor igual a 1 para DMU eficientes e 0 para DMU ineficientes. A segunda parte do modelo é estimada apenas com uma subamostra composta pelas DMU ineficientes, que assumem níveis de eficiência DEA no intervalo $]0; 1[$.

Não se conhecem estudos aplicados ao setor bancário onde os fatores determinantes da eficiência tenham sido identificados por via de regressões fracionais.

3. AMOSTRA E METODOLOGIAS APLICADAS

3.1 Introdução

Neste capítulo são descritos os dados, a amostra, as variáveis e os métodos usados neste estudo. Os principais objetivos a atingir são a caracterização dos bancos envolvidos na amostra e a justificação da seleção das variáveis integradas nos modelos de eficiência criados, bem como a descrição das vantagens na aplicação de modelos mais complexos no estudo da eficiência, tais como a eficiência composta ou bietápica. Pretende-se também apresentar os modelos econométricos aplicados e justificar a sua utilização em alternativa aos tradicionais modelos de regressão linear.

Para a concretização destes objetivos, o capítulo encontra-se estruturado em 4 secções, incluindo esta introdução (secção 3.1). Na secção 3.2 define-se e caracteriza-se a amostra utilizada e são apresentadas as variáveis incluídas nos vários modelos DEA e o processo de seleção das mesmas. Esta secção também inclui a caracterização das variáveis potencialmente explicativas dos níveis de eficiência estimados. Estas variáveis são representativas das características dos bancos em estudo e constituem as variáveis independentes dos modelos de regressão fracionais. Na secção 3.3 apresenta-se as principais etapas do estudo, as hipóteses testadas no estudo sobre a avaliação da eficiência e os aspetos metodológicos relacionados com os modelos de eficiência DEA e com os modelos econométricos adoptados neste trabalho de investigação. Na secção 3.4 especifica-se os diversos modelos aplicados na avaliação da eficiência.

3.2 Seleção e caracterização da amostra

3.2.1 Seleção da amostra

Tal como visto anteriormente, a metodologia DEA é bastante sensível às variáveis incluídas nos modelos e, logo, os erros eventualmente constantes nos dados podem ter consequências relevantes. A existência de erros nos dados das DMU afeta os resultados

obtidos de forma mais ou menos grave, de acordo com a situação de (in)eficiência da DMU em causa: quando existem erros nos dados de um banco eficiente, a construção da fronteira de eficiência fica enviesada e, conseqüentemente, todas as restantes medidas de eficiência relativa. Se os erros existem nos dados de um banco ineficiente o erro apenas afeta a sua medida de eficiência. Esta questão justificou, em parte, a exclusão de alguns bancos com divergência de dados constantes nos seus Relatórios & Contas (R&C) relativamente à informação constante no Banco de Portugal ou nos Boletins Informativos da Associação Portuguesa de Bancos (APB).

Não existindo consenso quanto à identificação e ao tratamento a aplicar aos *outliers*, optou-se por incluir na amostra principal todos os bancos para os quais foi possível a recolha de todos os dados necessários, admitindo-se que todos têm acesso à mesma tecnologia. Este procedimento é designado por análise de fronteira global.

Segundo Banker e Chang (2006) os *outliers* constituem normalmente, no âmbito da metodologia DEA, um pequeno grupo de observações com valores extremos frequentemente causados por erros de medição dos *inputs* ou dos *outputs*. Tendo os dados sido recolhidos diretamente dos R&C das empresas, considerou-se que a probabilidade de existirem erros de medição é bastante reduzida ou mesmo inexistente. Por outro lado, atendendo à elevada sensibilidade dos resultados obtidos relativamente aos dados utilizados, considerou-se que a eliminação de DMU válidas poderia enviesar gravemente a determinação das fronteiras de eficiência e dos indicadores de eficiência em estudo.

Os dados contabilísticos foram recolhidos diretamente dos R&C dos bancos e dos Boletins Informativos da APB. Algumas informações extracontabilísticas, tais como o *rating* atribuído pelas principais consultoras financeiras (Standard & Poors, Moodys e Fitch), foram recolhidas das páginas da internet destas empresas, que permitem a consulta on-line de diversas informações específicas dos bancos relacionadas com a sua atividade e fatores de risco.

Considerando que a metodologia DEA efetua uma análise de eficiência em termos relativos, é importante assegurar a homogeneidade entre as DMU que compõem a amostra em

estudo. Segundo a APB (2011) a estrutura do setor é caracterizada por poucos bancos de grande dimensão e um grande número de bancos de pequena dimensão, que se especializam em determinados segmentos de mercado ou áreas de negócio. As instituições de grande e média dimensão apropriavam 92,5% do ativo agregado em 2010, com os cinco maiores bancos responsáveis por 75,5% desta rubrica. Contudo, o valor do índice de Herfindahl³⁴, em termos de ativo agregado (1351), aponta para um mercado concentrado em poucas instituições, mas de dimensão não muito díspar, o que lhe confere um grau de concentração moderado. Refere-se ainda que este índice se tem mantido estável desde 2007. Neste contexto, a fim de obter grupos relativamente mais homogéneos, a amostra inicial foi dividida em duas, tomando por base os fatores dimensão/negócio e risco.

Inicialmente foi efetuado um estudo preliminar tomando por base os dados de 2007, tendo sido analisadas várias hipóteses para a divisão dos grupos pelo fator de dimensão/negócio e verificou-se que a alternativa que proporciona um maior equilíbrio em termos de homogeneidade é a que delimita as amostras por número de balcões. Verifica-se que o grupo de bancos com menos de 15 balcões incorpora simultaneamente todos os bancos especializados em determinados segmentos de mercado ou áreas de negócio (tais como os bancos de investimento ou bancos exclusivamente eletrónicos) e que apresentam valores do Ativo Líquido inferior a 5.500 milhões de euros³⁵.

Desta forma o grupo 1 é composto pelos bancos de maior dimensão e o grupo 2 é composto pelos restantes bancos de menor dimensão especializados em determinados segmentos de mercado ou áreas de negócio.

Novamente a partir da amostra inicial, foram criados outros dois grupos de bancos tomando por base o fator risco, avaliado com base na solvabilidade e no *rating* de longo prazo atribuído pelas principais consultoras financeiras mundiais. Com base no *rating* foram classificados de baixo risco os bancos com *rating* de “*High Grade*” ou “*Upper Medium Grade*”

³⁴ Este índice foi obtido por via do somatório do quadrado das quotas de mercado, medidas em termos de ativo, das instituições financeiras da amostra. Regra geral, um valor para o índice abaixo de 1000 indica pouca concentração, entre 1000 e 1800 concentração moderada, e acima de 1800 concentração elevada.

³⁵ Verifica-se que se obtém resultados praticamente idênticos ao efetuar a divisão por grupos tomando por critério um valor dos Ativos Fixos ≤ 10.000 milhares de euros ou número de empregados ≤ 350 .

(grupo 3) e de risco moderado/elevado os bancos com *rating* “*Lower Medium Grade*” e “*Altamente especulativo*” (grupo 4). O quadro 3.1 apresenta a equivalência entre as classes de *rating* das principais consultoras.

Quadro 3.1 Equivalência entre as classes de *rating* das principais consultoras

Fitch	Moody's	CPR	CI	Pr Risco	Obs	Descritivo			
AAA	Aaa	AAA	A	3,00%	Prime	Capacidade extremamente forte para cumprir os compromissos financeiros.			
AA+	Aa1	AA+	B	5,75%	High Grade	Capacidade muito forte para cumprir os compromissos financeiros.			
AA	Aa2	AA							
AA-	Aa3	AA-							
A+	A1	A+	C	7,00%	Upper Medium Grade	Capacidade forte para cumprir os compromissos financeiros, mas algo suscetível a condições económicas adversas e alterações de conjuntura.			
A	A2	A							
A-	A3	A-							
BBB+	Baa1	BBB+		7,25%	Lower Medium Grade	Capacidade adequada para cumprir os compromissos financeiros, mas mais sujeita a condições económicas adversas que a categoria anterior.			
BBB	Baa2	BBB							
BBB-	Baa3	BBB-							
BB+	Ba1	BB+	D	8,50%	Non Investment Grade Especulativo	Menos vulnerável, no curto prazo, mas sujeita a grandes incertezas e exposta a condições empresariais, financeiras e económicas adversas.			
BB	Ba2	BB							
BB-	Ba3	BB-							
B+	B1	B+	L	10,00%	Altamente especulativo	Mais vulnerável a condições empresariais, financeiras e económicas adversas mas, de momento, tem capacidade para assumir os compromissos financeiros.			
B	B2	B							
B-	B3	B-							
CCC	Caa	CCC		12,00%	Riscos substanciais	Atualmente vulnerável e dependente de condições empresariais, financeiras e económicas favoráveis para assumir os compromissos financeiros.			
	Ca	CC					14,00%	Extremamente especulativo	Atualmente muito vulnerável.
	C	C							
DDD		D		18,00%	Em incumprimento	O emitente encontra-se presentemente em incumprimento de compromissos financeiros.			
DD									
D									

Fonte: Elaborado pela autora

Em todos os modelos utilizados a dimensão da amostra supera o número mínimo de DMU (bancos) considerado necessário pelas abordagens mais comuns.

A amostra inicial sobre a qual recaiu o estudo preliminar, descrito em pormenor no Apêndice 5, assentou numa amostra total de 37 bancos a operar em Portugal no ano 2007, cujos dados são apresentados e caracterizados no Apêndice 1. O quadro 3.2 lista os bancos incluídos na amostra. Este conjunto de bancos representa 98,3% do Ativo, 98,9% de Crédito sobre Clientes e 98,5% de Recursos de Clientes relativamente aos valores totais do setor³⁶.

Quadro 3.2 Lista de bancos que constituem a amostra do estudo preliminar (2007)

Sigla	Banco	Sigla	Banco
ACTB	Banco Activobank (Portugal)	BPI	Banco Português de Investimento
BAC	Banco Espírito Santo dos Açores	BBPI	Banco BPI
BAI	Banco Africano de Investimento Europa	BPN	Banco Português de Negócios
INVEST	Banco Invest	BPP	Banco Privado Português
BMAIS	Banco Mais	BSN	Banco Santander de Negócios Portugal
BANIF	Banco Internacional do Funchal	BST	Banco Santander Totta
BANIFIV	BANIF - Banco de Investimento	CBI	Caixa - Banco de Investimento
BARCLY	Barclays Bank (Sucursal)	CCCAM	Caixa Central de Crédito Agrícola Mútuo
BB	Banco do Brasil (Sucursal)	CGD	Caixa Geral de Depósitos
BBVA	Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (Portugal)	DB	Deutsche Bank (Portugal)
BCA	Banco Comercial dos Açores	EFISA	Banco Efisa
BCP	Banco Comercial Português (Millennium bcp)	FINAN	Banco Finantia
BCPI	Banco Millennium bcp Investimento	FINIB	Finibanco
BES	Banco Espírito Santo	FORTIS	Fortis Bank (Sucursal)
BESI	Banco Espírito Santo de Investimento	ITAU	Banco Itaú Europa
BEST	BEST - Banco Eletrónico de Serviço Total	MG	Montepio Geral (Caixa Económica)
BIG	Banco de Investimento Global	POP	Banco Popular Portugal
BII	Banco de Investimento Imobiliário	SCONS	Banco Santander Consumer Portugal
BPG	Banco Português de Gestão		

Fonte: Elaborado pela autora

Os resultados obtidos no estudo preliminar promoveram o ajustamento, quer em termos da dimensão, quer em termos dos critérios de classificação por grupos, relativamente à amostra inicial. Desta forma, o estudo de eficiência apresentado no capítulo 4 assenta numa amostra total de 32 bancos a operar em Portugal no ano de 2009, cujos dados são apresentados e caracterizados no Apêndice 2.

³⁶ Valores calculados com base nos totais do setor segundo a APB (2008).

Para a amostra de 2009 foram excluídos, da lista constante no quadro 3.2, os bancos BCA, BCPI, BII, BPN, BPP e EFISA; foi incluído o Banco BIC Português (BIC) e o banco denominado Banco Mais (BMAIS) passou a denominar-se Banif Mais (BMAIS). Este conjunto de bancos representa 98,1% do Ativo, 97,8% de Crédito sobre Clientes e 99,8% de Recursos de Clientes relativamente aos valores totais do setor³⁷.

Nesta nova amostra, o grupo 1 inclui os 14 bancos de maior dimensão (número de balcões > 50) e o grupo 2 inclui os restantes 18 bancos de menor dimensão, especializados em determinados segmentos de mercado ou áreas de negócio. A partir da amostra inicial de 32 bancos, outros dois grupos de bancos foram criados sob um fator de risco, avaliados com base em indicadores de solvência e *ratings* de longo prazo atribuídos pelas principais consultoras financeiras. O grupo 3 inclui os 17 bancos com menor índice de risco e o grupo 4 os restantes 15 bancos com maior risco.

Para a identificação dos fatores determinantes de eficiência dos bancos em estudo, foi necessário alargar a base de análise para um período de 6 anos (2005 a 2010), cujos dados são apresentados no Apêndice 3, dada a dimensão reduzida da amostra para um período de estudo anual. Os níveis de eficiência DEA foram calculados para um painel balanceado de 26 bancos, tendo-se obtido um total de 156 observações, posteriormente aplicadas em diversos tipos de regressões econométricas.

Para esta amostra foram excluídos, relativamente à amostra considerada para o estudo da eficiência de 2009, os bancos BAI, BIC, BEST, BPG, BSN, SCONS. A exclusão destes bancos predeu-se com a necessidade de garantir todos os dados necessários para o período de 2005 a 2010.

³⁷ Valores calculados com base nos totais do setor segundo a APB (2010).

3.2.2 Caracterização da amostra

Foi inicialmente³⁸ identificado um conjunto de variáveis com potencial para integrar os modelos, devido à sua frequente utilização em relatórios e análises económico-financeiras dos bancos. O quadro 3.3 caracteriza resumidamente todas essas variáveis. Todas as variáveis estão expressas em milhares de euros, exceto as variáveis número de empregados (NEMP) e número de balcões (NB).

Quadro 3.3 Definição das variáveis potenciais

Sigla	Nome	Descrição
AtFixo	Ativos Fixos	Total do investimento, líquido de provisões, imparidades, depreciações e amortizações, efetuado em ativos tangíveis (imóveis, veículos e outros equipamentos) e intangíveis (<i>software</i> e I&D)
CP	Capital Próprio	Total do capital próprio constante no Balanço, que representa o valor do investimento (direto por via do capital e indireto por via dos resultados retidos) efetuado pelos acionistas do banco
NEMP	Nº Empregados	Total geral da população bancária no final do ano em estudo ³⁹
NB	Nº Balcões	Total do número de balcões das instituições bancárias no final do ano em estudo ⁴⁰
CCP	Custos com Pessoal	Remunerações e encargos com o pessoal
GE	Gastos de Estrutura	Valor suportado com a manutenção da estrutura existente, nomeadamente, de custos com o pessoal, gastos gerais administrativos e depreciações e amortizações
DEP	Depósitos	Total de recursos de clientes à ordem e a prazo
EMP	Empréstimos	Valor líquido de crédito a clientes, ou seja, o valor total de empréstimos efetuados líquidos das respetivas provisões, imparidades e amortizações
RT	Juros e Comissões	Total de rendimentos obtidos com a prestação de serviços aos clientes, nomeadamente, juros e rendimentos similares e rendimentos de serviços e comissões
VAB	Valor Acrescentado Bruto	<i>Cash-flow</i> + Encargos com o Pessoal + Impostos sobre Lucros + Outros Impostos ⁴¹
VCA	Valor Criado para o Acionista	Valor Intrínseco Acrescentado e Valor Económico Acrescentado
PCC	Passivos Contingentes e Compromissos	Valor de alguns elementos extra patrimoniais geradores de rendimento, nomeadamente, garantias, avales, compromissos e guarda de valores
AFL	Ativo Financeiro Líquido	Valor das aplicações que proporcionam rendimentos, líquidas de passivos financeiros (recursos que originam gastos) ⁴²

³⁸ Com base na amostra utilizada no estudo preliminar referente aos dados de 2007.

³⁹ Foram incluídos os empregados afetos à atividade internacional, dado que os resultados produzidos pelos mesmos se encontram incorporados nas contas consolidadas.

⁴⁰ Foram incluídos os balcões, sucursais e representações afetos à atividade internacional, dado que os resultados produzidos pelos mesmos se encontram incorporados nas contas consolidadas.

⁴¹ Indicador geralmente utilizado para medir a produtividade, calculado de acordo com Caiado e Caiado (2006: 156), onde *Cash-flow* = Resultado do Exercício + Provisões e Imparidades + Amortizações.

⁴² Calculado de acordo com Alves e Cruz (2008), nomeadamente:

Ativo Financeiro = Caixa e disponibilidades em bancos centrais + Disponibilidades em outras instituições de crédito + Ativos financeiros detidos para negociação + Outros ativos financeiros ao justo valor através de

Sigla	Nome	Descrição
MF	Margem Financeira	Total dos juros e rendimentos similares líquido de juros e encargos similares
PB	Produto Bancário	Total de resultados obtidos com a atividade bancária, ou seja, o total da margem financeira e da margem complementar
RL	Resultado Líquido	Total do resultado líquido do exercício

Fonte: Elaborado pela autora

A fim de incorporar as abordagens clássicas de produção e de intermediação na abordagem moderna das atividades bancárias, novas variáveis foram criadas e incluídas nos modelos clássicos. Estas variáveis refletem, para além da rendibilidade, a criação de valor e o custo de capital para os acionistas.

A variável valor criado para os acionistas, que corresponde ao valor intrínseco acrescentado, foi calculada, a partir da perspetiva do capital próprio, baseada no conceito de Tabak *et al.* (2005), de acordo com a expressão (2.2). A fim de comparar resultados, foi também calculado o valor económico acrescentado, segundo a perspetiva dos capitais próprios conforme sugerido por Fiordelisi e Molyneux (2004) e Carretta *et al.* (2008) e de acordo com a fórmula de cálculo proposta por Young e O'Byrne (2001), nomeadamente pela expressão (2.1). Recorde-se que estes indicadores abordam o valor criado para o acionista com base na noção de rendimento residual, que corresponde à diferença entre a rendibilidade obtida e a esperada pelos acionistas. Assume-se que o banco acrescenta valor quando for mais eficiente em termos económicos.

Para a grande maioria das empresas o apuramento dos indicadores de criação de valor pode tornar-se uma tarefa difícil, devido a dificuldades na obtenção de boas estimativas de variáveis essenciais que, devido ao seu carácter de natureza confidencial, não são normalmente conhecidas pelas entidades avaliadoras. Por outro lado, os métodos tradicionais existentes na teoria financeira para realizar tais estimativas são, normalmente,

resultados + Ativos financeiros disponíveis para venda + Aplicações em instituições de crédito + Crédito a clientes + Investimentos detidos até à maturidade + Ativos com acordo de recompra + Derivados de cobertura.
 Passivo Financeiro = Recursos de bancos centrais + Passivos financeiros detidos para negociação + Outros passivos financeiros ao justo valor através de resultados + Recursos de outras instituições de crédito + Recursos de clientes e outros empréstimos + Responsabilidades representadas por títulos + Passivos financeiros associados a ativos transferidos + Derivados de cobertura + Instrumentos representativos de capital + Outros passivos subordinados.

mais apropriados a grandes empresas com informação financeira específica ou a empresas cotadas em bolsa.

O custo do capital próprio é normalmente uma dessas variáveis essenciais, mas de difícil apuramento, pelo que foi desenvolvido, no âmbito deste estudo, um método alternativo aos métodos tradicionais para a sua estimação, com o objetivo de simplificar a aplicação da metodologia da gestão pelo valor em empresas não cotadas. O denominado método alternativo foi apresentado pela primeira vez em Martins (2010b) e foi inspirado na metodologia assente na notação de *rating* de crédito, referida por Neves (2002) para o cálculo do custo do capital alheio.

Neste contexto, para o cálculo das medidas de criação de valor, foi necessário estimar uma variável *proxy* para o custo do capital, devido à falta de informação publicada sobre a remuneração mínima exigida pelos acionistas. O facto de existirem muito poucos bancos cotados em bolsa dificulta ou impossibilita o cálculo do valor do risco específico (β), inviabilizando a utilização do Modelo do CAPM. Em alternativa foi utilizado o modelo tradicional, que recorre à expressão (2.3). Esta variável foi estimada com base na taxa real de rendibilidade dos ativos sem risco⁴³, na taxa média anual de inflação⁴⁴ e no prémio de risco específico do banco (estimado com base no *rating* atribuído pelas principais consultoras financeiras mundiais), de acordo com a abordagem alternativa de Martins (2010b).

O prémio de risco associado ao banco foi estimado com base em duas metodologias, tendo promovido a criação das variáveis VCA1, VCA2, EVA1 e EVA2, sendo a notação 1 referente ao cálculo efetuado com base no *rating* e a notação 2 ao cálculo efetuado com base no rácio de solvabilidade.

⁴³ Para a variável t_1 foi utilizada a taxa média de rendibilidade de obrigações do tesouro de 2007, de acordo com o Banco de Portugal, sendo o respetivo valor nominal de 4,18% e valor real de 1,74%;

⁴⁴ Para a variável t_2 foi utilizada a taxa de inflação média de 2007, calculada com base no índice harmonizado de preços no consumidor, de acordo com o Banco de Portugal, sendo o respetivo valor de 2,4%.

Metodologia 1: com base no *rating*

1. Foram calculados os custos do capital próprio, de acordo com o Modelo do CAPM na expressão (2.4), para 4 bancos cotados e com informação sobre o seu risco específico.

Modelo CAPM: $k_e = R_f + \beta (R_m - R_f)$

	BANIF	BCP	BES	BPI
R_f	4,18%	4,18%	4,18%	4,18%
β^{45}	1,34	1,16	1,03	1,27
$R_m - R_f$	5,54%	5,54%	5,54%	5,54%
k_e	11,6%	10,6%	9,9%	11,2%

2. Foram atribuídos valores aos prémios de risco de acordo com as classes de *rating* das principais consultoras internacionais (Standard & Poors, Fitch e Moody's) e da Companhia Portuguesa de Rating. O prémio de risco de cada banco foi atribuído de acordo com o seu *rating* de longo prazo⁴⁶. Os valores dos prémios de risco foram ajustados de forma a atingir valores de custo de capital próprio, segundo a abordagem tradicional, próximos dos obtidos por via do Modelo do CAPM.

Modelo $k_e = [(1+t_1) (1+t_2) (1+t_3)]-1$

	BANIF	BCP	BES	BPI
t_1	1,74%	1,74%	1,74%	1,74%
t_2	2,4%	2,4%	2,4%	2,4%
t_3	7,00%	5,75%	5,75%	7,00%
k_e	11,5%	10,2%	10,2%	11,5%
k_e (CAPM)	11,6%	10,6%	9,9%	11,2%

⁴⁵ De acordo com a informação disponível no sítio do Prof. Aswath Damodaran, calculado com base na informação da Bloomberg: <http://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/>

⁴⁶ Aos bancos que não possuem qualquer *rating* específico, foi atribuído o prémio de risco associado ao *rating* da empresa-mãe ou do grupo que detém maior percentagem do seu capital, nomeadamente: Banco Activobank Portugal (Grupo BCP Investimento), Banco Espírito Santo dos Açores (Grupo BES), BANIF – Banco de Investimento (Grupo BANIF), Banco Comercial dos Açores (Grupo BANIF), BEST – Banco Eletrónico de Serviço Total (Grupo BES), Banco de Investimento Imobiliário (Grupo BCP), Banco Santander de Negócios Portugal (Grupo Santander), Banco Efisa (Grupo BPN).

3. Para os bancos em que não há qualquer referência de *rating*, nomeadamente, o BAI, BIG e CCCAM, foi estimado o valor do custo do capital próprio⁴⁷ de acordo com a metodologia proposta por Sarkis (2007). O tratamento a aplicar aquando da existência de dados em falta, no âmbito da metodologia DEA, ainda é bastante polémico. Uma das abordagens mais comuns é a eliminação da DMU com dados em falta. Contudo, é sabido que os resultados obtidos por via da aplicação da metodologia DEA são muito sensíveis relativamente aos dados utilizados e a eliminação de DMU pode promover enviesamentos na determinação da verdadeira fronteira de eficiência e dos indicadores de eficiência das DMU em estudo (Avkiran, 1999). Sarkis (2007) refere uma abordagem alternativa, que permite obter a melhor estimativa para os dados em falta, através da aplicação da distribuição beta. O valor em falta é estimado de acordo com a estrutura de dados existentes na amostra e calculado com base na expressão (3.1), que define a distribuição de probabilidades.

$$V_e = \frac{V_0 + 4V_m + V_p}{6} \quad (3.1)$$

Fonte: Sarkis (2007: 317)

Com,

V_e : valor estimado para o valor em falta

V_0 : valor mais elevado da variável *input/output* observado na amostra

V_m : valor médio da variável *input/output* observado na amostra

V_p : valor mais baixo da variável *input/output* observado na amostra

O valor estimado do custo do capital próprio foi de 11,7%, que equivale à categoria de risco de *lower medium grade*.

$$V_{ke} = \frac{0,146 + 4 \times 0,113 + 0,102}{6} = 0,117 \Rightarrow V_{ke} = 11,7\%$$

⁴⁷ A estimação do prémio de risco através da mesma metodologia proporciona o mesmo valor estimado para o custo do capital próprio.

Metodologia 2: com base no rácio de solvabilidade

1. Foram atribuídos valores aos prémios de risco de acordo com o rácio de solvabilidade, por classes. O prémio de risco de cada banco foi atribuído de acordo com o seu rácio de solvabilidade⁴⁸, conforme valores constantes no quadro 3.4. Os valores dos prémios de risco foram ajustados de forma a atingir valores de custo de capital próprio, segundo a abordagem tradicional, próximos dos obtidos por via do Modelo do CAPM.

Modelo $k_e = [(1+t_1) (1+t_2) (1+t_3)]-1$

	BANIF	BCP	BES	BPI
t₁	1,74%	1,74%	1,74%	1,74%
t₂	2,4%	2,4%	2,4%	2,4%
t₃	6,00%	6,00%	5,50%	6,00%
k_e	10,4%	10,4%	9,9%	10,4%
k_e (CAPM)	11,6%	10,6%	9,9%	11,2%

De acordo com a Instrução nº 16/2004 do Banco de Portugal, o rácio de solvabilidade constitui o quociente entre os fundos próprios e os ativos e elementos extrapatrimoniais ponderados pelo risco das contrapartes nas operações e nunca deve ser inferior a 8%⁴⁹.

Quadro 3.4 Prémios de risco de acordo com o nível de solvabilidade

Rácio de Solvabilidade	Prémio de Risco
≤ 8,0%	14,00%
8,1% - 8,5%	6,75%
8,6%-9,5%	6,35%
9,6% - 10,0%	6,00%
10,1%-10,5%	5,75%
10,6% - 11,5%	5,50%
11,6% - 13,5%	3,50%
≥ 13,6%	2,50%

Fonte: Elaborado pela autora

⁴⁸ Aos bancos que não possuem informação do rácio de solvabilidade, foi atribuído o prémio de risco associada à solvabilidade da empresa-mãe ou do grupo que detém maior percentagem do seu capital, nomeadamente: BANIF – Banco de Investimento (Grupo BANIF), Banco Efisa (Grupo BPN).

⁴⁹ De acordo com a informação constante no endereço, consultado a 1 de abril de 2009: http://www.bportugal.pt/root/bank/superv/prudrules_p.htm

2. Para os bancos em que não há informação sobre o rácio de solvabilidade, nomeadamente, o BARCLY, o FORTIS e o ITAU, foi estimado o valor do custo do capital próprio⁵⁰ de acordo com a metodologia proposta por Sarkis (2007) e já descrita na expressão (3.1). O valor estimado do custo do capital próprio foi de 9,3%.

$$V_{ke} = \frac{0,112 + 4 \times 0,094 + 0,068}{6} = 0,093 \Rightarrow V_{ke} = 9,3\%$$

No quadro 3.5 são apresentadas as principais estatísticas descritivas das variáveis. As estatísticas revelam que, em geral, os desvios-padrão das diferentes variáveis são muito elevados, evidenciando uma heterogeneidade significativa entre bancos.

Quadro 3.5 Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas nos modelos DEA

	I / O	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
AtFixo	I1	138.844	318.788	92	1.388.314
CP	I2	721.646	1.455.848	16.489	5.541.096
NEMP	I3	2.382	5.013	20	20.783
NB	I4 / O2	200	377	0	1.629
CCP	I5	110.701	235.797	1.190	1.006.227
GE	I6	200.114	422.529	2.428	1.748.575
DEP	O1 / I7	5.290.848	11.526.579	10	54.038.767
EMP	O3	8.108.608	16.762.523	7.894	66.842.963
RT	O4	825.293	1.551.231	7.327	6.401.086
VAB	O5	293.979	595.738	2.748	2.460.431
VCA1	O6	879.741	1.840.598	- 77.687	8.419.681
VCA2	O7	973.686	1.930.839	- 85.288	8.419.681
EVA1	O6	15.042	55.090	- 46.262	264.895
EVA2	O7	22.285	55.676	- 36.919	264.895
PCC	I8	17.409.329	37.247.126	0	165.576.790
AFL	I9	1.054.996	2.675.291	- 37.582	14.977.833
MF	O8	208.708	431.115	- 13.197	1.939.085
PB	O9	368.964	753.058	3.683	3.149.313
RL	O10	96.313	197.002	- 7.901	856.311

Fonte: Elaborado pela autora

⁵⁰ A estimação do prémio de risco através da mesma metodologia proporciona o mesmo valor estimado para o custo do capital próprio.

No que respeita à especificação dos modelos, a metodologia DEA, apesar de não impor uma forma funcional *a priori* e de permitir múltiplos *inputs* e *outputs*, não dispõe de muitas alternativas para estudar a robustez e significância das variáveis (Moreira, 2008). Para contornar este problema, a seleção das variáveis a incluir nos modelos DEA utilizados foi efetuada de acordo com a metodologia proposta por Meza *et al.* (2007), nomeadamente, segundo o Método Compensatório de Normalização Única, descrito em pormenor no Apêndice 4.

O quadro 3.6 apresenta os resultados finais obtidos a partir da análise de um total de 78 cenários, criados com diversas combinações entre as variáveis inicialmente identificadas no quadro 3.3. A seleção final das variáveis representa, para os vários modelos, os cenários com as melhores medidas de compromisso entre o bom ajuste à fronteira de eficiência e a boa discriminação do modelo.

Quadro 3.6 Variáveis selecionadas para integrar os modelos DEA

Modelo	Inputs		Outputs	
PRODUÇÃO	I2	Capital Próprio	O1	Depósitos
	I3	Nº Empregados		
	I4	Nº Balcões		
INTERMEDIÇÃO	I7	Depósitos	O3	Empréstimos
			O5	Valor Acrescentado Bruto
			O6	Valor Criado para o Acionista
RENDIBILIDADE	I6	Gastos de Estrutura	O8	Margem Financeira
	I9	Ativo Financeiro Líquido	O9	Produto Bancário

Fonte: Elaborado pela autora

Em todos os modelos utilizados a dimensão da amostra supera o número mínimo considerado necessário pelas abordagens mais comuns, nomeadamente:

Regra defendida por Boussofiene *et al.* (1991) e Liu e Tripe (2001):

$n^{\circ} \text{ DMUs} \geq n^{\circ} \text{ inputs} \times n^{\circ} \text{ outputs} \rightarrow$ $n^{\circ} \text{ DMUs} \geq 3 \text{ (Modelo de Produção e Intermediação); } 4 \text{ (Modelo de Rendibilidade)}$
--

Regra defendida por Dyson *et al.* (2001):

$$\begin{aligned} n^{\circ} \text{DMUs} &\geq 2(n^{\circ} \text{inputs} \times n^{\circ} \text{outputs}) \rightarrow \\ n^{\circ} \text{DMUs} &\geq 6 \text{ (Modelo de Produção e Intermediação)} \quad 8 \text{ (Modelo de Rendibilidade)} \end{aligned}$$

Regra defendida por Golany e Roll (1989):

$$\begin{aligned} n^{\circ} \text{DMUs} &\geq 2(n^{\circ} \text{inputs} + n^{\circ} \text{outputs}) \rightarrow \\ n^{\circ} \text{DMUs} &\geq 8 \text{ (Modelo de Produção, Intermediação e Rendibilidade)} \end{aligned}$$

Regra defendida por Banker *et al.* (1984), Bowlin (1998) e Chen e Zhu (2004):

$$\begin{aligned} n^{\circ} \text{DMUs} &\geq 3(n^{\circ} \text{inputs} + n^{\circ} \text{outputs}) \rightarrow \\ n^{\circ} \text{DMUs} &\geq 12 \text{ (Modelo de Produção, Intermediação e Rendibilidade)} \end{aligned}$$

Regra defendida por Cooper *et al.* (2007):

$$\begin{aligned} n^{\circ} \text{DMUs} &\geq \max\{n^{\circ} \text{inputs} \times n^{\circ} \text{outputs}, 3(n^{\circ} \text{inputs} + n^{\circ} \text{outputs})\} \rightarrow \\ n^{\circ} \text{DMUs} &\geq 12 \text{ (Modelo de Produção, Intermediação e Rendibilidade)} \end{aligned}$$

Para a identificação dos fatores determinantes da eficiência dos bancos em estudo, foram selecionadas 18 variáveis independentes, que se julgam potencialmente explicativas dos níveis de eficiência estudados, tendo em consideração as variáveis utilizadas e os resultados dos estudos empíricos revistos na secção 2.4. Estas variáveis foram recolhidas a partir dos R&C anuais dos bancos, dos boletins da APB, dos níveis de *rating* atribuídos pelas principais consultoras financeiras (Standard & Poor's, Moody's e Fitch), prémios de risco de mercado, taxas de rendibilidade real das obrigações do tesouro ou informações setoriais agregadas. Todas as variáveis monetárias foram deflacionadas a valores de 2005, com base nas taxas de inflação constantes no sítio do Instituto Nacional de Estatística (INE).

As variáveis independentes foram criadas tomando por base 5 grupos de fatores, nomeadamente: (1) competição, no qual se incluem variáveis referentes às quotas de mercado, grau de internacionalização e propriedade do capital; (2) recursos humanos, no qual se incluem variáveis que caracterizam os empregados referentes à atividade doméstica, tais como a idade, antiguidade e nível de qualificações; (3) dinâmica, no qual se incluem

variáveis que caracterizam as taxas de crescimento da empresa e a sua capacidade de produção face aos recursos disponíveis; (4) financeiro, no qual se incluem variáveis de rendibilidade do ativo, rendibilidade do capital próprio, risco, solvabilidade e produtividade⁵¹ e (5) características diversas, no qual se incluem variáveis que caracterizam o banco em termos de dimensão, concentração geográfica e número de empregados por balcão.

A discriminação dos gastos ou investimentos em tecnologias não é apresentada de uma forma uniforme, por todos os bancos, nos seus relatórios de contas. Alguns bancos apresentam de uma forma detalhada os vários tipos de investimentos ou gastos com a aquisição de novos equipamentos, sistemas de informação ou *software* e outros apresentam apenas os valores totais. Outros autores, como Hess e Francis (2004) constataram o mesmo problema relativamente a uma amostra composta por bancos de diversos países anglo-saxónicos, americanos e escandinavos.

Também não estão disponíveis ao público, para anos anteriores a 2010, os números de equipamentos *Automatic Teller Machine* (ATM) e *Point of Sale* (POS) discriminados por banco. Esta informação apenas foi introduzida nos boletins da APB a partir de 2010 e a SIBS apenas disponibiliza os dados agregados.

Estes factos inviabilizaram a introdução de variáveis associadas às novas tecnologias de informação, que se julgam significativamente relacionadas com os níveis de eficiência do setor bancário.

As variáveis incluídas nos diversos modelos de regressão são apresentadas, de forma resumida, no quadro 3.7 e devidamente detalhadas e caracterizadas em termos de estatísticas descritivas no Apêndice 9.

⁵¹ O rácio *Cost to Income* é tradicionalmente considerado no setor bancário como um indicador de eficiência e produtividade.

Quadro 3.7 Variáveis incluídas nos modelos de regressão

Dependentes	Índices de eficiência	Eficiência padrão do modelo de produção	DEAP
		Eficiência composta do modelo de produção	CDEAP
		Eficiência padrão do modelo de intermediação	DEAI
		Eficiência composta do modelo de intermediação	CDEAI
		Eficiência padrão do modelo de rendibilidade	DEAR
		Eficiência composta do modelo de rendibilidade	CDEAR
		Eficiência global do modelo bietápico	DEABIG
Independentes	Competição	Quota de mercado sobre Empréstimos	QME
		Quota de mercado sobre Depósitos	QMD
		Internacionalização	INT
		Propriedade do capital	PROP
	Recursos Humanos	Idade	ID
	Antiguidade	ANT	
	Nível de qualificações	QUALF	
Dinâmica	Taxa de crescimento do Ativo	TCA	
	Taxa de crescimento do Produto Bancário <i>Empowerment</i>	TCPB POW	
Financeiras	Rendibilidade do Ativo (<i>Return on Assets</i>)	ROA	
	Rendibilidade do Capital Próprio (<i>Return on Equity</i>)	ROE	
	Risco	RSK	
	Solvabilidade <i>Cost to Income</i>	SOLV CTI	
Características	Dimensão	DIM	
	Concentração geográfica	CGEO	
	Nº empregados por balcão	EMPNB	

Fonte: Elaborado pela autora

3.3 Metodologias aplicadas e hipóteses testadas

3.3.1 Metodologia geral

A fim de atingir os objetivos propostos no estudo, a investigação envolveu, em termos gerais, as seguintes etapas:

- Estudo sobre a atividade do setor bancário, a fim de caracterizar a evolução dos últimos anos e identificar os principais indicadores de estrutura e rendibilidade;
- Revisão da literatura sobre as principais noções, metodologias e problemáticas da avaliação da eficiência em termos gerais e da eficiência bancária em termos específicos;
- Exploração dos diversos e mais recentes modelos DEA;

- Seleção e recolha de dados, contabilísticos e extracontabilísticos, necessários para a criação das variáveis a incluir nos modelos;
- Conceção dos modelos de avaliação de eficiência, específicos para o setor bancário, e seleção e caracterização das variáveis *input* e *output* a incluir nos modelos. Nesta fase foi necessária a criação de modelos alternativos que permitissem o cálculo de variáveis consideradas essenciais, mas de difícil apuramento para a maioria das PME não cotadas em bolsa, tais como o custo do capital próprio e a criação de valor para o acionista;
- Aplicação dos vários modelos DEA aos dados dos principais bancos a operar em Portugal, ao ano de 2007, a fim de testar os modelos criados. Nesta fase foram identificados os bancos de melhores práticas e as principais causas de ineficiência dos restantes, bem como o tipo de ineficiências e economias de escala. Foram efetuadas diversos tipos de análises, tais como as análises contexto-dependente, análises aos níveis de eficiência por grupos relativamente à fronteira global e o efeito da homogeneidade da amostra sobre os níveis de eficiência;
- Atualização dos dados para o ano de 2009 e exploração de modelos alternativos e complementares, bem como técnicas de análise cruzada e em matriz, a fim de compreender os resultados, aparentemente inconsistentes, obtidos nos modelos DEA tradicionais de eficiência padrão;
- Aplicação de diversos modelos de regressão alternativos ao tradicional modelo Tobit, considerados como mais apropriados para lidar com a natureza fracional dos índices DEA, a fim de identificar os fatores determinantes da eficiência no setor bancário. Dada a dimensão reduzida da amostra para um período de estudo (anual) foi necessário alargar a base de dados para um período de 6 anos, envolvendo os anos de 2005 a 2010.
- Revisão dos principais resultados e conclusões e comparação dos mesmos com os resultados obtidos noutros estudos empíricos. Identificação das limitações do estudo e sugestões para investigações futuras.

Apresenta-se seguidamente os principais aspetos metodológicos referentes ao estudo da avaliação da eficiência e à identificação dos fatores determinantes da eficiência.

3.3.2 Para o estudo da avaliação da eficiência

Foram inicialmente efetuadas diversos tipos de análise, tomando por base o estudo preliminar ao ano de 2007, que se encontram descritas de forma pormenorizada no Apêndice 5, cujo principal objetivo consistia em criar e testar os modelos DEA tradicionais, que caracterizam a denominada eficiência padrão, para as abordagens de produção, intermediação, rendibilidade e bietápica. Os modelos criados e respetivos resultados foram apresentados a um painel de especialistas da área de investigação operacional, tendo sido incorporadas algumas das suas sugestões.

Dado os resultados controversos e pouco elucidativos obtidos em 2007, o estudo foi posteriormente complementado e atualizado com os dados de 2009, com o objetivo de testar a avaliação de eficiência por via de modelos DEA mais complexos, mas ainda pouco explorados na literatura, considerados por diversos autores como modelos mais exigentes na atribuição dos níveis de eficiência. Estes modelos são denominados neste estudo por modelos DEA complementares e incluem os índices DEA de eficiência composta (que conjuga a eficiência padrão com a eficiência invertida) e o índice de eficiência global obtido através do modelo bietápico.

As análises efetuadas aos dados dos principais bancos a operar em Portugal para os anos de 2007 e 2009 envolvem diversos testes de hipóteses para os resultados obtidos pelos vários modelos para a fronteira global (constituída pela amostra total) e para a fronteira de grupos, que pressupõe a divisão da amostra total por grupos mais homogêneos. Os grupos foram constituídos com base num fator de dimensão/negócio e num fator de risco, tal como descrito anteriormente.

Dada a natureza não-normal dos dados e a fim de complementar as análises descritivas, foram realizados diversos testes estatísticos não-paramétricos para testar as hipóteses (H_0)

para a igualdade da tendência central nas distribuições, para um nível de confiança a 95%. Em termos gerais foram testadas as seguintes hipóteses:

1. Se os modelos de produção, intermediação e rentabilidade apresentam, na fronteira global, níveis de eficiência padrão semelhantes;
2. Para os modelos de produção, intermediação e rentabilidade: se o fator dimensão/negócio afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira global, ou seja, se os níveis de eficiência são semelhantes entre os bancos de maior dimensão (grupo 1) e os de pequena dimensão especializados em determinados segmentos de negócio (grupo 2);
3. Para os modelos de produção, intermediação e rentabilidade: se o fator risco afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira global, ou seja, se os níveis de eficiência são semelhantes entre os bancos de menor risco (grupo 3) e maior risco (grupo 4);
4. Para os modelos de produção, intermediação e rentabilidade: se a criação de valor afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira global, ou seja, se os níveis de eficiência padrão na fronteira global são semelhantes para grupos de bancos com diferentes níveis de criação de valor;
5. Para os modelos de produção, intermediação e rentabilidade: se a homogeneidade da amostra afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira de grupo segundo o fator dimensão/negócio, ou seja, se os níveis de eficiência são semelhantes para os grupos 1 e 2;
6. Para os modelos de produção, intermediação e rentabilidade: se a homogeneidade da amostra afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira de grupo segundo o fator risco, ou seja, se os níveis de eficiência são semelhantes para os grupos 3 e 4;
7. Para o modelo bietápico: se as etapas de produção e de intermediação apresentam níveis de eficiência semelhantes na fronteira global;

8. Para o modelo bietápico: se o fator dimensão/negócio afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira global, ou seja, se as etapas de produção e de intermediação apresentam níveis de eficiência semelhantes, discriminados por grupo 1 e 2;
9. Para o modelo bietápico: se o fator risco afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira global, ou seja, se as etapas de produção e de intermediação apresentam níveis de eficiência semelhantes, discriminados por grupo 3 e 4;
10. Para o modelo bietápico: se a criação de valor afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira global, ou seja, se as etapas de produção e de intermediação apresentam níveis de eficiência semelhantes, discriminados pelo indicador de criação de valor;
11. Para o modelo bietápico: se a homogeneidade da amostra afeta os níveis de eficiência padrão na fronteira de grupo, ou seja, se as etapas de produção e de intermediação apresentam níveis de eficiência semelhantes segundo o fator dimensão/negócio (grupos 1 e 2) e fator risco (grupo 3 e 4);
12. Se o modelo de produção e a etapa 1 (produção) do modelo bietápico apresentam, na fronteira global, níveis de eficiência padrão semelhantes;
13. Se o modelo de intermediação e a etapa 2 (intermediação) do modelo bietápico apresentam, na fronteira global, níveis de eficiência padrão semelhantes;
14. Se os modelos de produção, intermediação e rendibilidade apresentam, na fronteira global, níveis de eficiência composta semelhantes;
15. Para os modelos de produção, intermediação e rendibilidade: se os níveis de eficiência padrão, na fronteira global, são semelhantes aos níveis de eficiência composta;
16. Para os modelos de produção, intermediação e rendibilidade: se os níveis de eficiência padrão, nas fronteiras de grupo, são semelhantes aos níveis de eficiência composta.

O quadro 3.8 resume as hipóteses testadas. Por exemplo: a hipótese 2.2 testa a hipótese de igualdade na tendência central das distribuições dos níveis de eficiência de produção na fronteira principal, para o grupo 3 versus grupo 4, para um nível de confiança a 95%; a hipótese 6.1 testa a hipótese de igualdade na tendência central das distribuições dos níveis de eficiência de intermediação na fronteira de grupo, para o grupo 1 versus grupo 2, para um nível de confiança a 95%, etc.

Quadro 3.8 Hipóteses testadas e testes estatísticos aplicados

Hip	Hipótese: igualdade na tendência central das distribuições			Teste Estatístico (significância)	Resultado
	Modelo	Fronteira	Grupo		
h 1	Produção Intermediação Rendibilidade	Principal	-	Friedman (0,003)	Rendibilidade apresenta os valores mais elevados e a intermediação os mais baixos
h 2.1	Produção	Principal	G1 vs 2	M-W (0,837)	Não rejeitar H_0
h 2.2	Produção	Principal	G3 vs 4	M-W (0,390)	Não rejeitar H_0
h 3.1	Intermediação	Principal	G1 vs 2	M-W (0,005)	Eficiência mais elevada no G1
h 3.2	Intermediação	Principal	G3 vs 4	M-W (0,011)	Eficiência mais elevada no G3
h 4.1	Rendibilidade	Principal	G1 vs 2	M-W (0,587)	Não rejeitar H_0
h 4.2	Rendibilidade	Principal	G3 vs 4	M-W (0,478)	Não rejeitar H_0
h 5.1	Produção	Grupo	G1 vs 2	M-W (0,301)	Não rejeitar H_0
h 5.2	Produção	Grupo	G3 vs 4	M-W (0,682)	Não rejeitar H_0
h 6.1	Intermediação	Grupo	G1 vs 2	M-W (0,004)	Eficiência mais elevada no G1
h 6.2	Intermediação	Grupo	G3 vs 4	M-W (0,526)	Não rejeitar H_0
h 7.1	Rendibilidade	Grupo	G1 vs 2	M-W (0,168)	Não rejeitar H_0
h 7.2	Rendibilidade	Grupo	G3 vs 4	M-W (0,551)	Não rejeitar H_0
h 8.1	Produção Bietápico	Etapa 1	-	Wilcoxon (0,001)	Ef Etapa 1 superior Ef Produção
h 8.2	Intermediação Bietápico	Etapa 2	-	Wilcoxon (0,002)	Ef Intermediação superior Ef Etapa 2
h 9.1	Produção	Principal	EVA	K-W (0,999)	Não rejeitar H_0
h 9.2	Intermediação	Principal	EVA	K-W (0,139)	Não rejeitar H_0
h 9.3	Rendibilidade	Principal	EVA	K-W (0,209)	Não rejeitar H_0
h 10.1	Produção	Principal	Rend	K-W (0,241)	Não rejeitar H_0
h 10.2	Intermediação	Principal	Rend	K-W (0,815)	Não rejeitar H_0
h 11.1	Comp Prod Comp Interm Comp Rend	Principal	-	Friedman (0,044)	Rendibilidade apresenta os valores mais elevados e a intermediação os mais baixos
h 11.2	Produção Comp Prod	Principal	-	Wilcoxon (0,007)	Ef composta < Ef Padrão
h 11.3	Intermediação Comp Interm	Principal	-	Wilcoxon (0,422)	Não rejeitar H_0
h 11.4	Rendibilidade Comp Rend	Principal	-	Wilcoxon (0,000)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.1	Produção Comp Prod	Grupo	G1	Wilcoxon (0,001)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.2	Produção	Grupo	G2	Wilcoxon (0,007)	Ef composta < Ef Padrão

Hip	Hipótese: igualdade na tendência central das distribuições			Teste Estatístico (significância)	Resultado
	Modelo	Fronteira	Grupo		
	Comp Prod				
h 12.3	Produção Comp Prod	Grupo	G3	Wilcoxon (0,001)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.4	Produção Comp Prod	Grupo	G4	Wilcoxon (0,016)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.5	Intermediação Comp Inter	Grupo	G1	Wilcoxon (0,001)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.6	Intermediação Comp Inter	Grupo	G2	Wilcoxon (0,062)	Não rejeitar H_0
h 12.7	Intermediação Comp Inter	Grupo	G3	Wilcoxon (0,001)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.8	Intermediação Comp Inter	Grupo	G4	Wilcoxon (0,362)	Não rejeitar H_0
h 12.9	Rendibilidade Comp Rend	Grupo	G1	Wilcoxon (0,001)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.10	Rendibilidade Comp Rend	Grupo	G2	Wilcoxon (0,000)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.11	Rendibilidade Comp Rend	Grupo	G3	Wilcoxon (0,000)	Ef composta < Ef Padrão
h 12.12	Rendibilidade Comp Rend	Grupo	G4	Wilcoxon (0,001)	Ef composta < Ef Padrão

Fonte: Elaborado pela autora

3.3.3 Para a identificação dos fatores determinantes da eficiência

A identificação dos fatores determinantes de eficiência dos bancos em estudo foi efetuada, através da aplicação das regressões fracionais, essencialmente com base nos índices DEA complementares. Desta forma, as variáveis dependentes são as correspondentes aos índices de eficiência composta para o modelo de rendibilidade e o índice de eficiência global obtido do modelo bietápico.

A fim de avaliar a (in)existência de diferenças significativas entre os resultados dos vários modelos foram também consideradas, como variáveis dependentes, os índices de eficiência DEA tradicionais, obtidos dos modelos de eficiência padrão. A estes índices foi primeiramente aplicada a regressão linear a todas as variáveis independentes consideradas potenciais fatores determinantes de eficiência, constantes no quadro 3.7, essencialmente a fim de analisar o tipo de relação de cada uma delas com as variáveis dependentes. Contudo, não são apresentados os resultados decorrentes dos mesmos, dado que se verificou uma

fraca capacidade destes indicadores para caracterizar o processo bietápico do sistema bancário.

Foram também testadas regressões do tipo logístico (binário) e ordinal de acordo com os modelos propostos por Marôco (2011: 884). Contudo, não são apresentados os resultados decorrentes dos mesmos, dado que a categorização das variáveis dependentes leva a perda de informação, o que se considera desapropriado, uma vez que os valores das variáveis dependentes são conhecidos.

Tendo em conta as questões metodológicas apontadas por diversos autores, apresentadas na secção 2.4 deste estudo, quanto às limitações dos modelos econométricos tradicionalmente aplicados aos índices DEA, considerou-se mais apropriada a aplicação das abordagens alternativas, que consideram a natureza fracional da variável dependente, de acordo com os modelos para proporções propostos por Ramalho *et al.* (2010; 2011).

Desta forma, foram aplicadas as regressões para proporções segundo as funções Logit, Probit, Loglog e Loglog Complementar (Cloglog) conforme os modelos e funções apresentados no quadro 3.12. São também apresentados os resultados da aplicação das regressões Linear e Tobit limitada ao intervalo $[0; 1]$, com o objetivo de comparar os resultados obtidos dos modelos fracionais com outros estudos existentes sobre esta temática. De acordo com o exposto na secção 2.4 a grande maioria dos estudos conhecidos aplica a regressão Tobit para a identificação dos fatores determinantes da eficiência.

Dadas as limitações e inconsistências, identificadas no estudo preliminar e no estudo da eficiência, da maioria dos modelos padrão, a aplicação das regressões consideradas complementares centrou-se essencialmente no índice de eficiência global obtido do modelo bietápico (que envolve simultaneamente a eficiência de produção e de intermediação) e no índice de eficiência composta para o modelo de rendibilidade. Considera-se que estes dois modelos abarcam a globalidade das noções de eficiência que se pretendeu abordar de uma forma mais robusta e exigente.

Foram primeiramente aplicados os diversos tipos de regressão a todas as variáveis independentes consideradas potenciais fatores determinantes de eficiência, constantes no quadro 3.7, essencialmente a fim de analisar o tipo de relação de cada uma delas com as variáveis dependentes. O modelo composto por todas as variáveis em estudo constitui o modelo não restrito.

Posteriormente, a fim de identificar as variáveis com maior poder explicativo sobre as variáveis dependentes, foi aplicado o seguinte procedimento de seleção de variáveis: a partir do modelo não restrito (composto pelo total de variáveis) ordenar as variáveis por ordem decrescente de significância; compor uma nova regressão constituída apenas com as variáveis consideradas estatisticamente significativas; verificar se esta versão restrita do modelo não resulta da imposição de restrições falsas (de exclusão) através do teste G^2 (para as regressões fracionais e Tobit) e teste F (para a regressão linear); em caso de rejeição da hipótese nula ($H_0: \beta_i = 0$) compor uma nova regressão incluindo a variável seguinte que apresente o maior nível de significância no modelo não restrito (inicial); proceder da mesma forma até que o modelo restrito não rejeite a hipótese nula.

O teste G^2 também denominado por *likelihood ratio* é calculado pela seguinte expressão $G^2 = 2 \times (\ln L_{\text{Não-restrito}} - \ln L_{\text{Restrito}})$, ou seja, pelo dobro da diferença entre o *ln likelihood* do modelo não restrito (inicial) e o *ln likelihood* do modelo restrito.

$$\text{O teste } \hat{F} = \frac{(R_{NR}^2 - R_R^2) / m}{(1 - R_{NR}^2) / (n - k)}$$

Com:

R_{NR}^2 : coeficiente de determinação do modelo não restrito

R_R^2 : coeficiente de determinação do modelo restrito

m : número de restrições lineares (de exclusão)

k : número de parâmetros da regressão não restrita

n : número de observações

Para testar a especificação do modelo restrito obtido aplicou-se o teste RESET, que testa a possibilidade de existirem variáveis importantes excluídas da regressão.

Todas as análises à significância das variáveis explicativas foram efetuadas para um nível de significância de 95%. A aplicação das regressões foi realizada através do *software* STATA, cujos comandos e resultados se encontram detalhados no Apêndice 10.

3.4 Especificação dos diversos modelos aplicados

3.4.1 Os modelos de eficiência padrão e composta

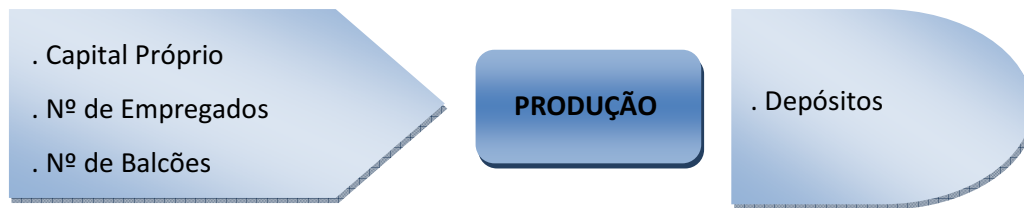
Os níveis de eficiência padrão, invertida e composta foram primeiramente estimados com base em modelos individuais, assentes nas abordagens de Produção e de Intermediação, sem considerar qualquer relação de interdependência entre eles, com o objetivo de comparar, posteriormente, os resultados obtidos por estes modelos com os resultados do modelo bietápico. Também foi estimado um modelo com base numa abordagem de Rendibilidade para avaliar a capacidade do banco para criar resultados, nomeadamente:

Modelo 1: Modelo de Produção

***Inputs:* Capital Próprio; Nº de Empregados; Nº de Balcões**

***Outputs:* Depósitos**

Numa perspetiva mais restrita da abordagem com base na produção, considera-se que os bancos são instituições que usam recursos para prestar serviços, nomeadamente, para gerir depósitos, sendo o seu principal objetivo a captação de recursos por parte dos clientes. O Modelo de Produção incorpora nas variáveis *input* o capital próprio, o número de empregados e o número de balcões e como variáveis *output* os depósitos, de acordo com o modelo esquematizado na figura 3.1.

Figura 3.1 Modelo de Produção aplicado no estudo

Fonte: Elaborado pela autora

Modelo 2: Modelo de Intermediação

Inputs: Depósitos

Outputs: Empréstimos; Valor Acrescentado Bruto; Valor Criado para o Acionista

Assente na abordagem com base na intermediação, em que os bancos são considerados intermediários financeiros, cujo negócio principal consiste na aglomeração de recursos (poupanças/depósitos) dos aforradores e na mobilização desses fundos a outros, para atividades de investimento, sob a forma de empréstimos, mediante a criação de valor para os seus acionistas e para a atividade económica nacional. O Modelo de Intermediação incorpora os depósitos como variável *input* e como variáveis *output* os empréstimos, o valor acrescentado bruto e o valor criado para o acionista, de acordo com o modelo esquematizado na figura 3.2.

Figura 3.2 Modelo de Intermediação aplicado no estudo

Fonte: Elaborado pela autora

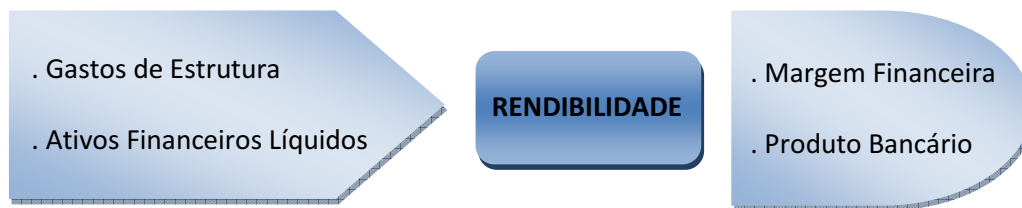
Modelo 3: Modelo de Rendibilidade

Inputs: Gastos de Estrutura; Ativo Financeiro Líquido

Outputs: Margem Financeira; Produto Bancário

Para complementar estas abordagens foi criado o Modelo de Rendibilidade para avaliar a capacidade do banco para criar resultados a partir dos ativos financeiros geradores de rendimento e da estrutura disponível. Este modelo incorpora como variáveis *input* os gastos de estrutura e os ativos financeiros líquidos e como *outputs* a margem financeira e o produto bancário, de acordo com o modelo esquematizado na figura 3.3.

Figura 3.3 Modelo de Rendibilidade aplicado no estudo



Fonte: Elaborado pela autora

A opção entre a orientação do modelo em termos de *input/output* foi efetuada, tendo em conta dois fatores: (1) o objetivo associado à medida de eficiência selecionada e (2) o grau de controlo sobre os *inputs/outputs* de acordo com as instruções de Coelli (1996).

Os modelos foram orientados da seguinte forma: no Modelo de Produção considera-se mais adequada a orientação a *input*, uma vez que os gestores bancários têm muito provavelmente um menor controlo sobre os *outputs* (Depósitos efetuados pelos clientes) do que sobre os recursos; no Modelo de Intermediação considera-se mais adequada a orientação a *output* por dois motivos: por um lado considera-se objetivo primordial a maximização dos resultados face aos recursos disponíveis; por outro lado, os gestores bancários têm muito provavelmente um menor controlo sobre os *inputs* (Depósitos efetuados pelos clientes); no Modelo de Rendibilidade considera-se mais adequada a orientação a *output* tendo como objetivo primordial a maximização dos resultados face aos recursos disponíveis.

Desta forma, o modelo DEA de Produção com orientação a *input* deriva do problema de programação linear com base na expressão (3.2).

$$\boxed{\text{Min } \theta - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \right)} \quad (3.2)$$

Fonte: Zhu (2009: 13)

Com,

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta x_{io} \quad i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{ro} \quad r = 1, \dots, s$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \quad \text{restrição adicional para o Modelo BCC}$$

E os modelos DEA de Intermediação e de Rendibilidade com orientação a *output* com base na expressão (3.3).

$$\boxed{\text{Max } \phi + \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \right)} \quad (3.3)$$

Fonte: Zhu (2009: 13)

Com,

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = x_{io} \quad i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = \phi y_{ro} \quad r = 1, \dots, s$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \quad \text{restrição adicional para o Modelo BCC}$$

Relativamente à opção quanto à natureza da escala de rendimentos, considerou-se a hipótese de rendimentos variáveis à escala como uma alternativa mais consistente, devido essencialmente aos seguintes factos:

- a) O modelo mais utilizado nos estudos empíricos constantes na revisão de literatura é o Modelo BCC, ou seja, a maioria dos autores considera a existência de rendimentos variáveis à escala. Na maioria dos casos, os bancos de menor dimensão registam rendimentos crescentes à escala e os bancos de maior dimensão registam rendimentos decrescentes à escala (Berg *et al.*, 1991) (McAllister e McManus, 1993) (Canhoto, 1996) (Seiford e Zhu, 1999a) (Drake e Hall, 2003) (Lo e Lu, 2006) (Martins, 2009; 2010a);
- b) Apenas se deve assumir rendimentos constantes à escala quando todas as DMU operam numa escala ótima de produção. Na realidade do mercado financeiro, o desempenho dos bancos é normalmente condicionado pela existência de restrições financeiras e concorrência imperfeita, entre outros fatores, que determinam a hipótese de rendimentos variáveis à escala como uma alternativa mais consistente (Tabak *et al.*, 2005);
- c) Verifica-se que embora os bancos possam ser tecnologicamente eficientes, podem não operar na escala de produção mais eficiente (Yue, 1992);
- d) Os resultados dos principais estudos não-paramétricos efetuados sobre a eficiência do setor bancário em Portugal demonstram evidência de rendimentos variáveis à escala⁵², tendo sido aplicado o Modelo BCC (Mendes, 1994) (Canhoto, 1996; 1999) (Camanho e Dyson, 1999; 2005) (Canhoto e Dermine, 2000) (Portela e Thanassoulis, 2007).

O modelo com rendimentos constantes à escala pressupõe que os bancos operam na sua dimensão ótima, não detetando as ineficiências de escala. Os indicadores obtidos deste modelo são radiais e, portanto, referem-se à redução proporcional de todos os *inputs*, mantendo o nível de produção (*output*) observada. Desta forma, o modelo CCR apenas foi aplicado para fins de desagregação do tipo de ineficiências, em conjugação com os modelos BCC e SBM.

⁵² E de igual forma com os estudos paramétricos (vide quadro 2.1).

O modelo CCR determina a eficiência técnica global das DMU_{j_o} (com j_o = 1, 2, ..., n) que deriva do problema de programação linear com base na expressão (3.4).

$$\boxed{\text{Min } \theta_{j_o} - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \right)} \quad (3.4)$$

Fonte: Cooper et al. (2004: 11)

Com,

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta_{j_o} x_{ij_o} \quad i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{rj_o} \quad r = 1, \dots, s$$

$$\theta_{j_o}, \lambda_j, s_i^-, s_r^+ \geq 0 \quad \forall i, j, r$$

X_{ij} : $i^{\text{ésimo}}$ *input* consumido pela $j^{\text{ésima}}$ DMU

Y_{rj} : $r^{\text{ésimo}}$ *output* produzido pela $j^{\text{ésima}}$ DMU

s^- e s^+ : folgas (*slacks*) dos *inputs* e dos *outputs*

A eficiência técnica (*Technical Efficiency – TE*) da DMU_{j_o} é igual a $TE = \theta_{j_o}$. Quando $TE = 1$ e todas as folgas dos *inputs* e dos *outputs* forem iguais a zero ($s^- = 0 \wedge s^+ = 0$) a DMU_{j_o} é tecnicamente eficiente (*Pareto-Koopmans efficiency*). Quando $TE = 1$ mas se registarem a existência de folgas, a DMU diz-se fracamente eficiente (*Farrell efficiency*). Quando $TE < 1$ a DMU_{j_o} é tecnicamente ineficiente. Desta forma $(1 - \theta_{j_o})$ constitui o nível de ineficiência e representa a percentagem que todos os *inputs* poderiam reduzir para produzir o mesmo nível de *output* (Thanassoulis, 2003) (Cooper et al., 2004; 2007).

Para cada DMU ineficiente são identificadas as DMU eficientes que lhes servem de referência e a contribuição de cada uma delas para o cálculo do seu índice de eficiência. A contribuição de cada DMU eficiente de referência é dada pelo indicador lambda (λ) ou peso do par (*peer weight*). A unidade que apresentar maior lambda ou peso no conjunto de unidades de referência constitui a DMU mais comparável à DMU ineficiente. A DMU que for

referenciada o maior número de vezes, como unidade eficiente para as outras, é considerada a DMU líder global (Boussofiane *et al.*, 1991) (Avkiran, 1999).

Desta forma, o valor de λ_j dá indicação se a DMU_j constitui uma unidade par (comparável) à DMU_{jo}. Se $\lambda_j = 0$ a DMU_j não constitui uma unidade de referência para DMU_{jo}. O valor de $\lambda_j > 0$ indica o peso ou contribuição da DMU_j para o cálculo dos valores objetivo a atingir pela DMU_{jo} de forma a atingir a eficiência.

Os valores-objetivo (*targets*) a atingir pelas DMU ineficientes são calculados com base nas seguintes expressões:

$$\theta_{jo} x_{ijo} = \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j^* + s_i^{-*} \quad i = 1, \dots, m$$

$$y_{rjo} = \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j^* - s_r^{+*} \quad r = 1, \dots, s$$

Onde,

θ_{jo} , λ_j^* , s_i^{-*} , s_r^{+*} constituem as folgas e os pesos ótimos

As DMU_{jo} podem melhorar o seu desempenho de forma a atingir a eficiência, eliminando o excesso de consumo de *inputs* (s_i^-) ou otimizando os seus níveis de *output* (s_r^+) de acordo com as seguintes expressões:

$$\hat{x}_{ijo} = \theta_{jo} x_{ijo} - s_i^{-*} = \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j^* \quad i = 1, \dots, m$$

$$\hat{y}_{rjo} = y_{rj} + s_r^{+*} = \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j^* \quad r = 1, \dots, s$$

Ferrier e Lovell (1990) argumentam que as folgas ou *slacks* podem ser geralmente vistas como ineficiências alocativas.

A medida de eficiência obtida pela resolução do problema é considerada uma medida de eficiência global e é constituída por dois tipos de eficiência: pela eficiência técnica pura e pela eficiência de escala. O modelo de tipo BCC admite a existência de rendimentos variáveis à escala e impõe uma restrição adicional:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1. \text{ Ou seja,}$$

$$\boxed{\text{Min } \theta_{jo}^* - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \right)} \quad (3.5)$$

Fonte: Banker et al. (2004b: 346)

Com,

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta_{jo}^* x_{ijo} \quad i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{rjo} \quad r = 1, \dots, s$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$$

$$\theta_{jo}^*, \lambda_j, s_i^-, s_r^+ \geq 0 \quad \forall i, j, r$$

A fim de identificar os bancos falso-eficientes ou eficientes por defeito segundo o conceito de Ali (1993) e considerando que a fronteira de eficiência padrão representa uma abordagem otimista e a fronteira invertida uma pessimista, foram apurados os níveis de eficiência composta, que engloba as duas vertentes.

O nível de eficiência composta, calculado com base na expressão (3.6), representa a média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira DEA clássica (padrão) e o complemento da eficiência em relação à fronteira invertida⁵³. Normalmente é utilizado o nível de eficiência composta normalizada, que se obtém dividindo os valores da eficiência composta de cada DMU pelo maior valor de eficiência composta obtido na amostra.

⁵³ É utilizado o respetivo complemento uma vez que o modelo da fronteira invertida reflete uma medida de ineficiência.

$$\text{Eficiência composta} = \frac{[\text{eficiência padrão} + (1 - \text{eficiência invertida})]}{2} \quad (3.6)$$

Fonte: Meza et al. (2007: 24)

Desta forma, o nível de eficiência composta normalizada exige que uma DMU eficiente apresente um bom desempenho nas áreas em que é melhor (elevado nível de eficiência padrão) e que apresente um desempenho aceitável nas áreas em que é pior (baixo nível de eficiência invertida).

3.4.2 O modelo bietápico

Não sendo possível a aplicação direta do modelo de Seiford e Zhu (1999a) à realidade do setor bancário português, dado existirem apenas 7 bancos cotados, o mesmo serviu de ideia base para a construção do modelo aplicado neste estudo, conjuntamente com a noção de visão “revisionista” da abordagem de intermediação, referenciado por Pinho (1995)⁵⁴, que avalia o processo produtivo de uma empresa bancária em duas fases: na primeira fase os bancos usam capital e trabalho para originar depósitos e créditos; na segunda fase os depósitos e os capitais próprios são utilizados para financiar empréstimos, investimentos financeiros e o capital físico.

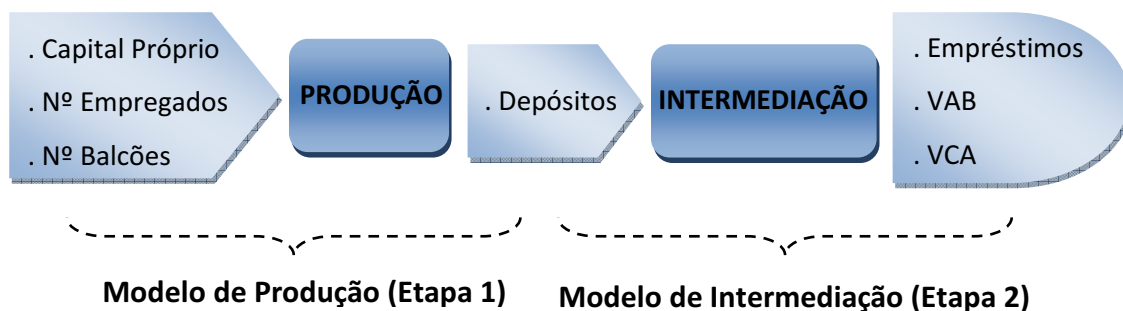
O desempenho bancário global é essencialmente avaliado através dos dois submodelos de base denominados Modelo de Produção e Modelo de Intermediação, inspirados no modelo criado por Seiford e Zhu (1999a), segundo o conceito de Chen e Zhu (2004) e adaptado por Martins (2009), especificados anteriormente. O modelo principal, denominado Bietápico, avalia a eficiência dos bancos em duas etapas, com base nos dois submodelos supra citados

⁵⁴ Segundo o autor esta abordagem foi introduzida por Kolari e Zardkoohi (1987) Bank Costs, Structure and Performance, Lexington Books, retomada por Berger e Humphrey (1991) The dominance of inefficiencies over scale and product mix economies in banking, Journal of Monetary Economics, 28, p. 117-148 e formalizada algebricamente por Pinho (1994) Essays on Banking, Doctoral Dissertation, City University Business School, London.

conforme a figura 3.4, tendo como principal objetivo o apuramento do índice de eficiência global segundo a noção de Chen *et al.* (2009b).

Um modelo desta natureza (bietápico) permite avaliar a importância da variável intermediária (Depósitos), principal conector entre aforradores e investidores e contornar, simultaneamente, o tradicional problema associado à necessidade de escolher entre a aplicação da abordagem de produção ou de intermediação. Analisou-se a hipótese de desagregar a variável Depósitos em duas, nomeadamente: Depósitos à Ordem e Depósitos a Prazo. Resolveu-se não concretizar esta alternativa por dois motivos: (i) o aumento das variáveis em estudo iria reduzir o poder discriminatório do modelo DEA e (ii) esta desagregação não iria produzir resultados significativos no âmbito dos objetivos do presente estudo.

Figura 3.4 Modelo bietápico de Produção/Intermediação aplicado no estudo



Fonte: Elaborado pela autora

O modelo bietápico é estimado partindo do pressuposto que a (in)eficiência de uma etapa influencia a (in)eficiência da outra devido à existência de medidas intermediárias comuns (Depósitos), considerando rendimentos variáveis à escala, através do problema de programação linear com base na expressão (3.7).

$$\boxed{\text{Min } w_1\alpha - w_2\beta} \quad (3.7)$$

Fonte: Chen e Zhu (2004: 15)

Etapa 1:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq \alpha x_{ijo} \quad i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j z_{dj} \geq \tilde{z}_{djo} \quad d = 1, \dots, D$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$$

$$\lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n$$

$$\alpha \leq 1$$

Etapa 2:

$$\sum_{j=1}^n \mu_j z_{dj} \leq \tilde{z}_{djo} \quad d = 1, \dots, D$$

$$\sum_{j=1}^n \mu_j y_{rj} \geq \beta y_{rjo} \quad r = 1, \dots, s$$

$$\sum_{j=1}^n \mu_j = 1$$

$$\mu_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n$$

$$\beta \geq 1$$

Neste modelo as variáveis w_1 e w_2 correspondem aos pesos atribuídos a cada etapa e o símbolo “~” representa uma variável de decisão desconhecida.

Este modelo bietápico visa a minimização da utilização dos recursos a fim de maximizar os resultados produzidos. Desta forma, na etapa 1 o modelo é orientado a *inputs* e na etapa 2 é orientado a *outputs*, considerando, simultaneamente, a existência de uma medida de decisão intermediária.

Se $\alpha^* = \beta^* = 1$ então deverá existir uma solução ótima em que $\lambda_{jo}^* = \mu_{jo}^* = 1$ e $\tilde{z}_{djo}^* = z_{djo}$, onde o símbolo “*” representa o valor ótimo no modelo. Neste caso, as duas etapas atingem a eficiência, sendo o processo bietápico considerado um processo único ou global. Note-se que neste caso os valores coincidem com os níveis de eficiência obtidos nos modelos DEA tradicionais, ou seja, $\theta = 1$ e $\phi = 1$.

Se $\alpha^* = 1$ e $\beta^* > 1$ (ou $\alpha^* < 1$ e $\beta^* = 1$) então o modelo indica que uma das etapas consegue atingir 100% de eficiência, por via da existência de um conjunto de valores intermediários ótimos.

O modelo constante na expressão (3.7) também permite o apuramento dos valores ótimos para a variável intermediária, de forma a atingir a eficiência em ambas as etapas.

Os índices de eficiência bietápica global foram estimados com base na abordagem aditiva proposta por Chen *et al.* (2009b) que assume que a eficiência global do modelo bietápico constitui uma soma ponderada das eficiências das etapas individuais e é calculada com base na expressão (3.8).

$$\theta_{jo} = \max \left[w_1 \frac{\sum_{d=1}^D \eta_d z_{djo}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ijo}} + w_2 \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rjo}}{\sum_{d=1}^D \eta_d z_{djo}} \right] \quad (3.8)$$

Com,

$$\frac{\sum_{d=1}^D \eta_d z_{dj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1 \quad \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{d=1}^D \eta_d z_{dj}} \leq 1 \quad j = 1, \dots, n; v_i, u_r, \eta_d \geq 0$$

Todos os resultados dos modelos DEA foram obtidos através de *software* específico. Foram utilizados diversos *softwares* de acordo com o tipo de modelos ou análises disponíveis em cada um deles, nomeadamente, o DEASolver (Cooper *et al.*, 2007) e o DEAFrontier (Zhu,

2009) que constituem suplementos ao solucionador do Excel e o SIAD (Mello *et al.*, 2005a)⁵⁵. Cada um deles contribuiu com os resultados constantes no quadro 3.9.

Quadro 3.9 Tipo de resultados obtidos pelos diversos softwares DEA

Software	Resultados
DEASolver	MODELOS: CCR; BCC; SBM; Super-eficiência Indicadores de eficiência, bancos de referência, pesos, folgas, tipo de rendimentos à escala, objetivos, estatísticas gerais
DEAFrontier	<i>Context Dependent</i> <i>Two-stage Model</i> (Modelo bietápico)
SIAD	Fronteira invertida; eficiência composta; matriz de eficiências cruzadas

Fonte: Elaborado pela autora

Em resumo, apresenta-se no quadro 3.10 e 3.11 as especificações dos modelos DEA aplicados e as suas respetivas variáveis. As variáveis foram calculadas de acordo com o especificado anteriormente no quadro 3.3 e encontram-se devidamente detalhadas no Apêndice 4. Os restantes resultados estatísticos foram obtidos através do *software* SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) e STATA (*Data Analysis and Statistical Software*).

Quadro 3.10 Especificações dos modelos DEA padrão e suas respetivas variáveis

Modelo	Produção	Intermediação	Rendibilidade
Rendimento à Escala	Variável	Variável	Variável
Orientação	<i>Input</i>	<i>Output</i>	<i>Output</i>
Inputs	Capital Próprio (CP) Nº Empregados (NEMP) Nº Balcões (NB)	Depósitos (DEP)	Gastos de Estrutura (GE) Ativo Financeiro Líquido (AFL)
Outputs	Depósitos (DEP)	Empréstimos (EMP) Valor Acrescentado Bruto (VAB) Valor Criado p/ o Acionista (VCA)	Margem Financeira (MF) Produto Bancário (PB)
Designação no software	BCC (VRS)_I	BCC (VRS)_O	BCC (VRS)_O

Fonte: Elaborado pela autora

⁵⁵ O *software* SIAD – Sistema Integrado de Apoio à Decisão encontra-se disponível gratuitamente para *download* no endereço <http://www.uff.br/decisao>.

Quadro 3.11 Especificações do modelo DEA bietápico e suas respectivas variáveis

Modelo	Bietápico		
	Etapa 1: Produção	Etapa 2: Intermediação	Global
Rendimento à Escala	Variável	Variável	Variável
Orientação	<i>Input</i>	<i>Output</i>	-
<i>Inputs</i>	Capital Próprio (CP) Nº Empregados (NEMP) Nº Balcões (NB)	Depósitos (DEP)	Eficiência Global (Ef Etapa 1 × w ₁) + (Ef Etapa 2 × w ₂)
<i>Outputs</i>	Depósitos (DEP)	Empréstimos (EMP) Valor Acrescentado Bruto (VAB) Valor Criado p/ o Acionista (VCA)	
Designação no software	Two Stage (VRS)		

Fonte: Elaborado pela autora

3.4.3 Os modelos de regressão fracional

A fim de especificar os diversos modelos fracionais desenvolvidos por Ramalho *et al.* (2010; 2011), resumidos no quadro 3.12, considere-se y a variável fracional em estudo (com $0 \leq y \leq 1$), x o vetor de co-variáveis e θ o respetivo vetor de parâmetros a estimar. Uma das principais abordagens geralmente aplicada para estimar variáveis fracionais ignora a natureza limitada de y e assume um modelo de tipo linear, ou seja: $E(y/x) = x\theta$.

Contudo, dado que y é estritamente limitada a $[0; 1]$ não é razoável assumir que o coeficiente marginal associado a uma determinada variável explicativa seja constante ao longo de todo o intervalo. Na verdade é por causa disso que esta especificação de tipo linear não garante que os valores previstos para y se situem dentro do intervalo. Para contornar esta questão, diversos autores optaram por assumir a função de distribuição logística, ou

$$\text{seja: } E(y/x) = \frac{e^{x\theta}}{1 + e^{x\theta}}.$$

A regressão logística aparece assim como uma escolha apropriada a proporções, dado que, contrariamente ao modelo linear, assegura que $0 < E(y/x) < 1$. Segundo Ramalho *et al.* (2011) a maioria dos autores em vez de estimar a equação logística diretamente, o que exigiria alguma técnica não linear, prefere estimar pelo método de máxima verossimilhança,

o modelo do log 'odds ratio' definido pela expressão $E\left(\ln\frac{y}{1-y}/x\right) = x\theta$, que corresponde basicamente à linearização da equação que resulta da solução de $y = e^{x\theta}/(1 + e^{x\theta})$ em relação a $x\theta$.

Segundo Ramalho *et al.* (2011) a solução mais simples para lidar com variáveis dependentes de natureza fracional apenas requer a suposição de uma forma funcional para y que impõe as restrições desejadas na média condicional da variável dependente: $E(y/x) = G(x\theta)$, onde $G(\cdot)$ corresponde a uma função não linear conhecida que satisfaça a condição $0 \leq G(\cdot) \leq 1$.

No quadro 3.12 são apresentados os modelos utilizados para $G(\cdot)$ e correspondentes derivados relativamente ao índice $x\theta$, $g(x\theta) = \partial G(x\theta)/\partial x\theta$ e às denominadas funções de ligação, $h(y)$. Segundo esta designação, o tradicional modelo Tobit assume a seguinte

$$\text{função: } E(y/x) = \Phi\left(\frac{x\theta}{\sigma}\right)x\theta + \sigma\phi\left(\frac{x\theta}{\sigma}\right)$$

Quadro 3.12 Modelos de regressão para proporções (fracionais)

Modelo	Função Distribuição	$G(x\theta)$	$g(x\theta)$	$h(y)$
Logit	Logística	$\frac{e^{x\theta}}{1 + e^{x\theta}}$	$G(x\theta)[1 - G(x\theta)]$	$\ln\frac{y}{1-y}$
Probit	Normal estandardizada	$\Phi(x\theta)$	$\phi(x\theta)$	$\Phi^{-1}(y)$
Loglog	Extremo máximo	$e^{-e^{-x\theta}}$	$e^{-x\theta}G(x\theta)$	$-\ln[-\ln y]$
Cloglog	Extremo mínimo	$1 - e^{-e^{x\theta}}$	$e^{x\theta}[1 - G(x\theta)]$	$\ln[-\ln(1-y)]$

Fonte: Ramalho *et al.* (2011:23)

Onde $\Phi(\cdot)$ designa a função de distribuição normal estandardizada, $\phi(\cdot)$ a função densidade e σ o desvio-padrão dos erros do modelo linear latente.

Foi considerada a estimação robusta da variância em todos os modelos fracionais aplicados.

4. ESTIMAÇÃO DOS MODELOS E ANÁLISE DE RESULTADOS

4.1 Introdução

A concretização dos objectivos desta tese passa pela avaliação da eficiência e pela identificação dos fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal. Este capítulo tem como principal objetivo apresentar os resultados obtidos nos diversos testes de hipóteses e na estimação dos modelos DEA e econométricos referenciados no capítulo anterior.

Neste contexto, este capítulo encontra-se estruturado em 3 secções, incluindo esta introdução (secção 4.1). Na secção 4.2 apresenta-se os resultados da aplicação dos modelos DEA que permitem a avaliação da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, com base em diversas noções de eficiência. É dada especial ênfase aos níveis de eficiência denominados complementares, nomeadamente a eficiência composta e a eficiência bietápica. Também são apresentadas aplicações de ferramentas típicas da gestão, como análises em matriz, tendo sido ajustada a tradicional Matriz BCG aos níveis de eficiência estimados. Na secção 4.3 apresenta-se os resultados da aplicação das regressões fracionais que permitem a identificação dos principais fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal. Complementarmente apresenta-se também os resultados obtidos pela aplicação de regressões fracionais ao estudo da relação entre alguns indicadores de rendibilidade, risco e eficiência no setor bancário.

4.2 Avaliação da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal

4.2.1 Modelos DEA Padrão

Os modelos DEA padrão foram aplicados para avaliar a eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, de acordo com as noções de eficiência mais frequentemente aplicadas na grande maioria dos estudos empíricos sobre a eficiência bancária. Desta forma, a eficiência foi avaliada com base nas abordagens de Produção e Intermediação de uma forma

independente, não se considerando qualquer relação de interdependência entre ambas. Tal como apresentado anteriormente no capítulo 3, também se incluiu no estudo a avaliação de uma medida de eficiência ligada à noção de Rendibilidade.

Todos os testes estatísticos efetuados aos índices de eficiência padrão foram realizados através do *software* SPSS e os respetivos resultados são apresentados no Apêndice 7.

O quadro 4.1 resume os resultados estatísticos obtidos pelos modelos DEA padrão. Destacam-se os seguintes aspetos: o modelo de rendibilidade regista os indicadores de eficiência média mais elevados e a menor média de desvio-padrão; o modelo de intermediação regista os indicadores de eficiência média mais baixos e a maior média de desvio-padrão. Considerando a divisão da amostra principal em grupos menores e mais homogêneos, regista-se que: (a) em 9 dos 12 casos o desvio-padrão da eficiência diminui; (b) em 10 dos 12 casos, a eficiência média aumenta; (c) a eficiência mínima aumenta (10 de 12 casos) ou mantém-se (2 de 12 casos); (d) a maior eficiência média é registada pelo grupo 1 no modelo de rendibilidade e a menor é registada pelo grupo 2 no modelo de intermediação.

Quadro 4.1 Resumo de estatísticas dos modelos DEA padrão

	Principal	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
MODELO DE PRODUÇÃO					
Eficiência média	0,686	0,898	0,666	0,754	0,769
Desvio-padrão	0,322	0,125	0,355	0,268	0,309
Eficiência mínima	0,127	0,634	0,149	0,272	0,128
Nº bancos eficientes	10	5	8	6	7
MODELO DE INTERMEDIAÇÃO					
Eficiência média	0,561	0,807	0,392	0,715	0,591
Desvio-padrão	0,382	0,197	0,391	0,341	0,383
Eficiência mínima	0,022	0,408	0,022	0,023	0,032
Nº bancos eficientes	9	6	4	8	6
MODELO DE RENDIBILIDADE					
Eficiência média	0,879	0,968	0,896	0,915	0,959
Desvio-padrão	0,140	0,069	0,126	0,139	0,077
Eficiência mínima	0,526	0,781	0,673	0,526	0,749
Nº bancos eficientes	14	11	10	10	10

Fonte: Elaborado pela autora

As diferenças entre os níveis de eficiência dos modelos DEA foram analisadas com base no teste não-paramétrico de Friedman, dado que não se cumpre o requisito de normalidade. Os resultados mostram que a significância do teste de Friedman (sig. 0,003) rejeita a hipótese de igualdade na tendência central das distribuições das eficiências dos vários modelos, para um nível de confiança de 95% (ver quadro 3.8: hip 1). Os níveis de eficiência obtidos dos vários modelos são considerados estatisticamente diferentes, apresentando o modelo de rendibilidade os níveis de eficiência mais elevados e o modelo de intermediação os mais baixos.

Foram analisados os tipos de rendimentos à escala para cada banco em cada modelo. Para os bancos ineficientes as características dos rendimentos à escala estão relacionados com a sua projeção na fronteira de eficiência. Para cada modelo, os bancos eficientes são caracterizados por rendimentos crescentes (*Increasing Returns to Scale - IRS*), constantes (*Constant Returns to Scale - CRS*) ou decrescentes à escala (*Decreasing Returns to Scale - DRS*).

Os resultados diferem muito entre os modelos (ver quadro 4.2). Enquanto no modelo de produção a maioria (53,1%) dos bancos apresenta IRS, 75% dos bancos apresentam CRS no modelo de rendibilidade. O modelo de intermediação regista 96,9% dos bancos com DRS, não registando qualquer banco com IRS. Há vários bancos com rendimentos variáveis à escala em todos os modelos, o que justifica, em parte, a escolha do modelo DEA BCC.

Quadro 4.2 Número de bancos por tipos de rendimentos à escala

RTS	Modelo Produção			Modelo Intermediação			Modelo Rendibilidade		
	Eficiente	Estimada	Total	Eficiente	Estimada	Total	Eficiente	Estimada	Total
Nº IRS	6	11	17	0	0	0	2	1	3
Nº CRS	3	0	3	1	0	1	7	17	24
Nº DRS	1	11	12	8	23	31	3	2	5
Total	10	22	32	9	23	32	12	20	32

Fonte: Elaborado pela autora

Quando analisados por grupos, verifica-se que no modelo de produção, a maioria dos bancos de maior dimensão (grupo 1) apresentam DRS, enquanto a maioria dos bancos de menor dimensão (grupo 2) apresentam IRS (ver quadro 4.3). Estes resultados são

consistentes com os resultados de Berg *et al.* (1991), McAllister e McManus (1993), Canhoto (1996), Seiford e Zhu (1999a), Drake e Hall (2003), Lo e Lu (2006) e Martins (2009; 2010a).

Quadro 4.3 Tipos de rendimentos à escala por grupo (fator: dimensão)

RTS	Modelo Produção			Modelo Intermediação			Modelo Rendibilidade		
	G1	G2	Total	G1	G2	Total	G1	G2	Total
No. IRS	2	15	17	0	0	0	0	3	3
No. CRS	1	2	3	0	1	1	9	15	24
No. DRS	11	1	12	14	17	31	5	0	5
Total	14	18	32	14	18	32	14	18	32

Fonte: Elaborado pela autora

O modelo de produção tem uma eficiência média de 68,6%. Uma vez que o modelo é orientado a *input*, pode-se concluir que, em média, os bancos poderiam produzir o mesmo nível de resultados com menos 31,4% de recursos. A fronteira de eficiência é composta por 10 bancos, nomeadamente: CGD, BEST, BPI, BSN, BARCLY, BPG, BAI, FORTIS, ACTB e BB, que registam o nível de eficiência máxima (100%). O BBPI (99,7%) e a CCCAM (90,9%) também registam níveis muito elevados de eficiência. Os bancos com menores níveis de eficiência são o BMAIS (12,7%) e o FINAN (14,9%). O nível de eficiência dos bancos considerados ineficientes é bastante disperso, onde 81,8% destes (18 em 22) registam níveis eficiência entre os 21% e os 89% (ver gráfico 4.2).

O modelo de intermediação tem uma eficiência média de 56,1%. Dado que o modelo é orientado a *output*, pode-se concluir que, em média, os bancos poderiam produzir mais 43,9% de resultados com o mesmo nível de recursos (depósitos). A fronteira de eficiência é composta por 9 bancos, nomeadamente: CGD, BCP, BES, BESI, BST, BARCLY, CBI, FINAN e SCONS, que registam o nível máximo de eficiência (100%). Os níveis de eficiência dos bancos ineficientes estão amplamente dispersos, onde 91,3% destes (21 em 23) apresentam níveis de eficiência entre os 2% e os 78%. De entre os bancos ineficientes, o BMAIS e o ITAU apresentam os níveis de eficiência mais elevados (98,3% e 93,7% respetivamente). Os bancos com os menores níveis de eficiência são o ACTB (2,2%), o BB (2,6%), o BPG (5,3%) e o BPI (8,4%).

A eficiência técnica global média é muito baixa (31,6%). Para além do BSN que regista uma ETG de 90,7%, os restantes bancos (que representam 87,5% da amostra) apresentam uma ETG inferior a 43%. Existe evidência que os bancos ACTB, BAI, BB, BPG, CGD e FORTIS são tecnologicamente eficientes (ETP = 1), mas não operam na escala de produção mais eficiente, registando níveis de eficiência global muito baixos (ver quadro 4.4). Também o BBPI (ETP = 99,7%) e a CCCAM (ETP = 90,9%) atingem bons níveis de eficiência técnica, mas baixos níveis de eficiência global.

A média da eficiência técnica pura (68,6%) é maior do que a global (31,6%), o que revela ineficiências de escala em muitos bancos. De facto, 78% dos bancos apresentam níveis de eficiência de escala abaixo dos 67%. Por outro lado, os bancos BESI, FINIB e DB registam elevados níveis de eficiência de escala, mas elevadas ineficiências na gestão dos seus recursos (níveis demasiado baixos de ETP).

A medida de eficiência não-radial (modelo SBM) revela que os bancos BARCLY, BEST e BPI, para além de serem globalmente eficientes, não registam a existência de folgas nas variáveis. Os níveis eficiência não-radial são em média muito baixos (23,6%), o que revela a existência de níveis elevados de folgas nos recursos na maioria dos bancos.

O contexto em que bancos como o BB, BAI, BEST ou a CGD atingiram o nível de eficiência máxima de produção foi analisado, dado que o BB apresenta o valor mais baixo da amostra para a variável CP, o BAI apresenta o valor mais baixo para a variável NEMP, o BEST apresenta o valor mais baixo para a variável NB e a CGD apresenta o valor mais elevado para os depósitos.

A análise de vários indicadores adicionais revela que o nível de eficiência obtido pela CGD e pelo BARCLY podem ser falsas eficiências, dado que estes bancos também registam o nível máximo de ineficiência na fronteira invertida e um nível de eficiência composta baixo (52,5%).

De entre os bancos eficientes na fronteira padrão, o BAI é o único que obtém a máxima eficiência no índice composto, demonstrando um bom desempenho nas áreas onde é

melhor (elevada eficiência padrão) e um desempenho aceitável em áreas onde é pior (baixa eficiência invertida). Também o BPG (99,2%), o FORTIS (99,1%), o BB (98,6%), o ACTB (97,8%), o BPI (97,3%), o BSN (96,3%) e o BEST (90,7%) registam níveis bastante elevados de eficiência composta.

Quadro 4.4 Decomposição dos indicadores de eficiência de produção

DMU	BCC ETP	CCR ETG	Ef Escala ETG / ETP	SBM_C ρ	Mix Eff ρ / ETG
ACTB	1,000	0,328	0,328	0,249	0,759
BAC	0,728	0,347	0,476	0,213	0,614
BAI	1,000	0,427	0,427	0,187	0,439
BIC	0,883	0,169	0,192	0,106	0,626
INVEST	0,476	0,107	0,226	0,059	0,551
BANIF	0,828	0,313	0,378	0,201	0,643
BANIFIV	0,490	0,203	0,413	0,170	0,837
BMAIS	0,127	0,006	0,044	0,003	0,588
BARCLY	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
BB	1,000	0,166	0,166	0,104	0,628
BBVA	0,717	0,386	0,539	0,272	0,703
BCP	0,703	0,222	0,316	0,153	0,691
BES	0,875	0,289	0,330	0,150	0,519
BESI	0,231	0,215	0,931	0,154	0,719
BEST	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
BIG	0,341	0,226	0,665	0,114	0,503
BPG	1,000	0,106	0,106	0,061	0,573
BPI	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
BBPI	0,997	0,302	0,303	0,198	0,656
BSN	1,000	0,907	0,907	0,632	0,697
BST	0,775	0,266	0,343	0,175	0,657
CBI	0,249	0,083	0,334	0,051	0,610
CCCAM	0,909	0,310	0,341	0,201	0,648
CGD	1,000	0,319	0,319	0,225	0,704
DB	0,344	0,334	0,971	0,212	0,636
FINAN	0,149	0,070	0,471	0,050	0,708
FINIB	0,271	0,269	0,996	0,150	0,557
FORTIS	1,000	0,143	0,143	0,085	0,596
ITAU	0,214	0,012	0,055	0,005	0,425
MG	0,886	0,318	0,359	0,216	0,681
POP	0,540	0,277	0,513	0,151	0,545
SCONS	0,234	0,002	0,010	0,001	0,653
Média	0,686	0,316	0,461	0,236	0,747

Fonte: Elaborado pela autora

De entre os bancos ineficientes na fronteira padrão, destaca-se que o BIC (88,3%) regista um alto nível de eficiência composta (91,4%), contrariamente ao BBPI (99,7%) e à CCCAM (90,9%), que apresentam um elevado nível de eficiência técnica, mas uma eficiência composta baixa (58,0% e 47,7% respetivamente).

A fronteira invertida ou ineficiente é composta pelos 10 bancos com as piores práticas da amostra. Para além daqueles já identificados (CGD e BARCLY) os bancos BMAIS, BCP, BES, BESI, CCCAM, FINIB, ITAU e SCONS também pertencem a esta fronteira (ver quadro 4.5).

No modelo de intermediação existe evidência que os bancos BCP e CGD são falsas eficientes, uma vez que também pertencem à fronteira invertida e registam um nível muito baixo de eficiência composta. A mesma situação é registada pelos bancos ACTB, BB, BPG, CGD e FINIB no modelo de rendibilidade.

Quadro 4.5 Níveis de eficiência dos modelos principais

DMU	PRODUÇÃO			INTERMEDIÇÃO			RENDIBILIDADE		
	DEAP	IDEAP	CDEAP	DEAI	IDEAI	CDEAI	DEAR	IDEAR	CDEAR
ACTB	1,0000	0,1361	0,9779	0,0215	1,0000	0,0109	1,0000	1,0000	0,6097
BAC	0,7285	0,2445	0,7786	0,2039	0,3083	0,4525	0,7667	0,5465	0,7440
BAI	1,0000	0,0940	1,0000	0,1184	0,2078	0,4601	1,0000	0,8100	0,7256
BIC	0,8829	0,1409	0,9139	0,1026	0,3700	0,3701	1,0000	0,8737	0,6868
INVEST	0,4757	0,2349	0,6509	0,2318	0,1387	0,5523	0,8110	0,5315	0,7802
BANIF	0,8283	0,8489	0,5138	0,6793	1,0000	0,3432	0,7156	0,9416	0,4720
BANIFIV	0,4900	0,2973	0,6257	0,2254	0,1552	0,5407	0,6182	0,8774	0,4517
BMAIS	0,1274	1,0000	0,0784	0,9832	0,0417	0,9809	0,8105	0,9893	0,5008
BARCLY	1,0000	1,0000	0,5246	1,0000	0,5547	0,7302	1,0000	0,9584	0,6351
BB	1,0000	0,1203	0,9862	0,0263	1,0000	0,0133	1,0000	1,0000	0,6097
BBVA	0,7168	0,4706	0,6538	0,7642	0,8925	0,4424	0,7719	1,0000	0,4707
BCP	0,7033	1,0000	0,3690	1,0000	1,0000	0,5052	1,0000	0,9682	0,6291
BES	0,8747	1,0000	0,5246	1,0000	0,5692	0,7229	1,0000	0,6859	0,8013
BESI	0,2306	1,0000	0,1210	1,0000	0,0511	0,9846	0,9525	1,0000	0,5808
BEST	1,0000	0,2713	0,9069	0,1130	0,4243	0,3480	0,9309	0,8691	0,6474
BIG	0,3407	0,3177	0,5367	0,2509	0,4362	0,4117	0,7055	0,6873	0,6208
BPG	1,0000	0,1096	0,9918	0,0529	0,7117	0,1724	1,0000	1,0000	0,6097
BPI	1,0000	0,1448	0,9733	0,0838	1,0000	0,0477	0,6653	1,0000	0,4056
BBPI	0,9966	0,8922	0,5795	0,6846	0,8681	0,4125	0,8367	0,8671	0,6515
BSN	1,0000	0,1651	0,9626	0,3071	0,5412	0,3870	0,7561	1,0000	0,4611
BST	0,7752	0,9189	0,4493	1,0000	0,5323	0,7416	1,0000	0,7011	0,7920
CBI	0,2487	0,5622	0,3602	1,0000	0,0208	1,0000	1,0000	0,7226	0,7789
CCCAM	0,9089	1,0000	0,4769	0,4076	1,0000	0,2059	0,8858	1,0000	0,5401

DMU	PRODUÇÃO			INTERMEDIÇÃO			RENDIBILIDADE		
	DEAP	IDEAP	CDEAP	DEAI	IDEAI	CDEAI	DEAR	IDEAR	CDEAR
CGD	1,0000	1,0000	0,5246	1,0000	1,0000	0,5052	1,0000	1,0000	0,6097
DB	0,3436	0,4348	0,4768	0,5000	0,4226	0,5443	0,5262	1,0000	0,3209
FINAN	0,1486	0,8712	0,1456	1,0000	0,0270	0,9968	1,0000	0,5683	0,8730
FINIB	0,2705	1,0000	0,1419	0,4850	0,4376	0,5292	1,0000	1,0000	0,6097
FORTIS	1,0000	0,1114	0,9908	0,2336	0,1775	0,5336	1,0000	0,3600	1,0000
ITAU	0,2135	1,0000	0,1120	0,9367	0,0610	0,9477	0,7838	0,6640	0,6828
MG	0,8858	0,7013	0,6215	0,7749	0,8647	0,4599	0,9505	0,8084	0,6969
POP	0,5402	0,9555	0,3260	0,7498	1,0000	0,3788	0,9353	0,6577	0,7790
SCONS	0,2340	1,0000	0,1228	1,0000	0,0482	0,9862	0,6955	0,8822	0,4959

Fonte: Elaborado pela autora

Tal como descrito anteriormente, os níveis de eficiência obtidos na fronteira global, para cada modelo, foram discriminados por um fator dimensão/negócio (grupo 1 e 2) e risco (grupo 3 e 4). As diferenças foram avaliadas segundo o teste não-paramétrico de Mann-Whitney (M-W).

A hipótese H_0 de igualdade na tendência central das distribuições dos níveis de eficiência dos vários grupos foi testada, para um nível de confiança de 95%. Não há evidência, nos modelos de produção (sig. 0,837) e de rendibilidade (sig. 0,587), de diferenças entre os níveis de eficiência dos bancos pertencentes ao grupo 1 e 2, ou seja, o fator dimensão/negócio não parece influenciar os níveis de eficiência de produção ou de rendibilidade (ver quadro 3.8: hip 2.1; 4.1). Também não há evidência de diferenças entre os níveis de eficiência dos bancos pertencentes ao grupo 3 e 4 (produção: sig. 0,390; rendibilidade: sig. 0,478), ou seja, o fator risco também parece não ter influência sobre os níveis de eficiência de produção ou rendibilidade (ver quadro 3.8: hip 2.2; 4.2).

No modelo de intermediação o teste de significância (sig. 0,005) revela que os níveis de eficiência dos grupos 1 e 2 são considerados estatisticamente diferentes, com o grupo 1 (bancos de maior dimensão) registando níveis mais elevados de eficiência. Também em relação ao fator risco, o teste de significância (sig. 0,011) revela que os níveis de eficiência dos grupos 3 e 4 são considerados estatisticamente diferentes, com o grupo 3 (bancos com níveis de risco mais baixos), registando níveis de eficiência mais elevados. Assim, parece existir evidência de que ambos os fatores (dimensão/negócio e risco) influenciam os níveis de eficiência de intermediação (ver quadro 3.8: hip 3.1; 3.2).

Posteriormente foram estimadas fronteiras separadas para cada grupo, a fim de analisar as diferenças entre grupos. A hipótese de igualdade na tendência central das distribuições dos níveis de eficiência dos vários grupos foi testada, para um nível de confiança de 95%, através do teste não-paramétrico de M-W.

Apenas parece existir evidência de que os níveis de eficiência dos grupos 1 e 2 são considerados estatisticamente diferentes, no modelo de intermediação, com o grupo 1 (bancos de maior dimensão) registrando níveis mais elevados de eficiência (ver quadro 3.8: hip 6.1). Em todas as restantes fronteiras de grupo, os testes de significância mostram que não há evidência de diferenças entre os respetivos níveis de eficiência (ver quadro 3.8: hip 5.1; 5.2; 6.2; 7.1; 7.2).

4.2.2 Modelo DEA Bietápico

Este modelo foi aplicado para avaliar a eficiência dos principais bancos a operar em Portugal, de acordo com as noções de eficiência bietápica. Desta forma, a eficiência foi avaliada com base nas abordagens de Produção e Intermediação de uma forma interdependente, partindo do pressuposto que a (in)eficiência de uma etapa (Produção) influencia a (in)eficiência da outra (Intermediação) devido à existência de medidas intermediárias comuns (Depósitos). Neste contexto, considera-se que o nível de eficiência deriva de um processo único ou global.

Relativamente ao modelo bietápico, foram identificados 22 bancos que atingem o nível de eficiência máxima (100%) na etapa 1 (produção), mas que são ineficientes em termos de intermediação. Por outro lado, apenas 5 bancos obtêm a máxima eficiência na etapa 2 (intermediação), mas são ineficientes em termos de produção. Apenas a CGD e o BARCLY obtêm máxima eficiência nas duas etapas. Os restantes 3 bancos (CBI, FINAN e SCONS) são ineficientes em ambas as etapas. Desta forma, parece existir evidência que, de acordo com o modelo bietápico, 75% dos bancos (24 em 32) são eficientes em termos de produção e apenas 21,9% (7 em 32) são eficientes em termos de intermediação.

O quadro 4.6 resume os resultados obtidos pelo modelo DEA bietápico, em comparação com os resultados obtidos pelos tradicionais modelos DEA padrão pelas abordagens de produção e de intermediação, bem como pelo modelo denominado geral, assente no conceito seguido por Wang *et al.* (1997), Seiford e Zhu (1999a) e Lo e Lu (2006). O modelo geral define como recursos as variáveis *input* do modelo de produção e como resultados as variáveis *output* do modelo de intermediação, ignorando a existência da variável intermediária (depósitos). São apresentados os resultados do modelo geral com orientação a *input* e *output*, mas como se pode observar pelo quadro 4.6, as fronteiras de eficiência de ambas as abordagens de orientação são compostas pelos mesmos bancos.

Quadro 4.6 Comparação de resultados dos Modelos DEA bietápico vs padrão

Banco	DEAP	DEAI	Geral BCC: I	Geral BCC: O	Bietápico	
					Etapa 1	Etapa 2
ACTB	1,000	0,022	1,000	1,000	1,000	0,022
BAC	0,728	0,204	0,754	0,702	1,000	0,150
BAI	1,000	0,118	1,000	1,000	1,000	0,118
BIC	0,883	0,103	0,945	0,610	1,000	0,086
INVEST	0,476	0,232	0,586	0,576	1,000	0,114
BANIF	0,828	0,679	0,722	0,776	1,000	0,596
BANIFIV	0,490	0,225	0,934	0,930	1,000	0,108
BMAIS	0,127	0,983	0,544	0,539	1,000	0,164
BARCLY	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
BB	1,000	0,026	1,000	1,000	1,000	0,026
BBVA	0,717	0,764	1,000	1,000	0,322	1,000
BPC	0,703	1,000	0,964	0,975	0,703	1,000
BES	0,875	1,000	1,000	1,000	0,875	1,000
BESI	0,231	1,000	1,000	1,000	0,231	1,000
BEST	1,000	0,113	1,000	1,000	1,000	0,113
BIG	0,341	0,251	0,580	0,549	1,000	0,168
BPG	1,000	0,053	1,000	1,000	1,000	0,053
BPI	1,000	0,084	0,731	0,748	1,000	0,084
BBPI	0,997	0,685	0,991	0,994	1,000	0,683
BSN	1,000	0,307	1,000	1,000	1,000	0,307
BST	0,775	1,000	1,000	1,000	0,775	1,000
CBI	0,249	1,000	1,000	1,000	0,613	0,695
CCCAM	0,909	0,408	0,517	0,548	1,000	0,378
CGD	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
DB	0,344	0,500	0,700	0,704	1,000	0,311
FINAN	0,149	1,000	1,000	1,000	0,537	0,423
FINIB	0,271	0,485	0,623	0,661	1,000	0,306

Banco	DEAP	DEAI	Geral BCC: I	Geral BCC: O	Bietápico	
					Etapa 1	Etapa 2
FORTIS	1,000	0,234	1,000	1,000	1,000	0,234
ITAU	0,214	0,937	1,000	1,000	1,000	0,341
MG	0,886	0,775	0,996	0,997	1,000	0,706
POP	0,540	0,750	0,786	0,804	1,000	0,528
SCONS	0,234	1,000	1,000	1,000	0,986	0,243

Fonte: Elaborado pela autora

O modelo global atribui eficiência máxima a 13 bancos que se apresentam ineficientes num dos modelos tradicionais (produção ou intermediação) e classifica como eficientes 2 bancos que são ineficientes em ambos os modelos tradicionais (produção e intermediação). A CGD e o BARCLY são classificados como eficientes em todos os modelos. Vários bancos classificados como eficientes no modelo global, apresentam níveis de eficiência muito baixos em pelo menos uma das etapas do modelo bietápico (exemplos: ACTB, BAI, BB, BEST, BPG, CBI ou FINAN).

A diferença entre os níveis de eficiência obtidos nos modelos tradicionais de produção e de intermediação e os níveis de eficiência das etapas 1 e 2 do modelo bietápico foi analisada através do teste não-paramétrico de Wilcoxon para amostras emparelhadas. Os resultados estão resumidos no quadro 4.7.

Quadro 4.7 Teste de Wilcoxon para Modelos DEA bietápico vs padrão

Test Statistics ^c	Etapa 1 Produção	Etapa 2 Intermediação
Z	-3,332 ^a	-3,157 ^b
Asymp. Sig. (2-tailed)	,001	0,002

a. Based on negative ranks

b. Based on positive ranks

c. Wilcoxon Signed Ranks Test

		N	Mean Rank	Sum of Ranks
Etapa 1 vs Modelo Produção	Negative Ranks	1 ^a	9,00	9,00
	Positive Ranks	17 ^b	9,53	162,00
	Ties	14 ^c		
	Total	32		
Etapa 2 vs Modelo Intermediação	Negative Ranks	17 ^d	9,29	158,00
	Positive Ranks	1 ^e	13,00	13,00
	Ties	14 ^f		
	Total	32		

- a. Etapa 1 < Modelo Produção
- b. Etapa 1 > Modelo Produção
- c. Etapa 1 = Modelo Produção
- d. Etapa 2 < Modelo Intermediação
- e. Etapa 2 > Modelo Intermediação
- f. Etapa 2 = Modelo Intermediação

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do SPSS

Foi testada a hipótese de iguais níveis de eficiência obtidos pelos vários modelos, para um nível de confiança a 95%. Os níveis de eficiência obtidos pelos diversos modelos são considerados estatisticamente diferentes. Os níveis de eficiência obtidos na etapa 1 do modelo bietápico são superiores aos níveis obtidos no modelo de produção para 17 bancos e os níveis de eficiência na etapa 2 são inferiores aos níveis obtidos no modelo de intermediação também em 17 casos (ver quadro 3.8: hip 8.1; 8.2).

4.2.3 Modelos DEA complementares

Foram aplicados modelos DEA complementares, nomeadamente em termos da avaliação da eficiência composta e bietápica global, com o objetivo principal de identificar os bancos falsos-eficientes, classificados como bancos eficientes de referência nos modelos DEA padrão e de obter uma estimativa mais exigente dos níveis de eficiência em estudo.

Todos os testes estatísticos efetuados aos índices de eficiência composta foram realizados através do *software* SPSS e os respetivos resultados são apresentados no Apêndice 8.

O quadro 4.8 resume os resultados estatísticos obtidos pelos modelos DEA complementares, nomeadamente os modelos que calculam os níveis de eficiência composta e o modelo bietápico global. Este último considera a existência de um nível de eficiência denominado global (*overall*), calculado com base numa média ponderada⁵⁶ dos níveis de eficiência obtidos nas etapas 1 e 2.

Destacam-se os seguintes resultados: o modelo bietápico global regista os indicadores de eficiência média mais elevados e uma das menores médias de desvio-padrão; o modelo de

⁵⁶ Foi considerada uma ponderação de 50% para cada uma das etapas.

intermediação regista os indicadores de eficiência média mais baixos e uma das maiores médias de desvio-padrão; considerando a divisão da amostra principal em grupos menores e mais homogêneos, regista-se que: (a) em 8 dos 16 casos o desvio-padrão da eficiência diminui; (b) em 10 dos 16 casos, a eficiência média aumenta; (c) a eficiência mínima aumenta em 12 dos 16 casos; (d) a maior eficiência média é registada pelo grupo 1 no modelo bietápico global e a menor é registada pelo grupo 4 no modelo de intermediação.

Quadro 4.8 Resumo de estatísticas dos modelos DEA complementares

	Principal	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
MODELO DE PRODUÇÃO (Eficiência Composta Normalizada)					
Eficiência média	0,576	0,662	0,586	0,558	0,656
Desvio-padrão	0,305	0,174	0,362	0,280	0,329
Eficiência máxima	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
Eficiência mínima	0,078	0,408	0,080	0,147	0,067
Nº bancos eficientes	1	1	1	1	1
MODELO DE INTERMEDIAÇÃO (Eficiência Composta Normalizada)					
Eficiência média	0,522	0,651	0,533	0,526	0,503
Desvio-padrão	0,286	0,209	0,346	0,294	0,308
Eficiência máxima	1,000	1,000	1,000	0,998	1,000
Eficiência mínima	0,011	0,278	0,011	0,012	0,016
Nº bancos eficientes	1	1	1	0	1
MODELO DE RENDIBILIDADE (Eficiência Composta Normalizada)					
Eficiência média	0,634	0,555	0,623	0,720	0,755
Desvio-padrão	0,145	0,078	0,135	0,174	0,131
Eficiência máxima	1,000	0,692	1,000	1,000	1,000
Eficiência mínima	0,321	0,433	0,427	0,364	0,539
Nº bancos eficientes	1	0	1	1	1
MODELO BIETÁPICO (Eficiência Global)					
Eficiência média	0,672	0,865	0,523	0,759	0,658
Desvio-padrão	0,148	0,102	0,087	0,152	0,188
Eficiência máxima	1,000	1,000	0,624	1,000	1,000
Eficiência mínima	0,480	0,693	0,278	0,512	0,338
Nº bancos eficientes	2	3	0	2	2

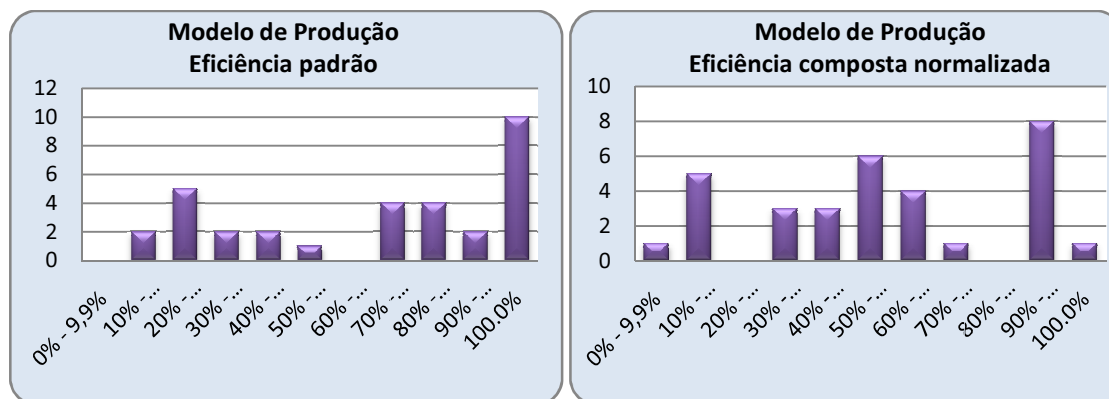
Fonte: Elaborado pela autora

As diferenças entre os níveis de eficiência dos modelos DEA compostos foram analisadas com base no teste não-paramétrico de Friedman, dado que não se cumpre o requisito de normalidade. Os resultados mostram que a significância do teste de Friedman (sig. 0,044) rejeita a hipótese de igualdade na tendência central das distribuições das eficiências dos vários modelos, para um nível de confiança de 95% (ver quadro 3.8: hip 11:1). Os níveis de

eficiência obtidos dos vários modelos são considerados estatisticamente diferentes, apresentando o modelo de rendibilidade os níveis de eficiência mais elevados e o modelo de intermediação os mais baixos.

O modelo de eficiência composta de produção apresenta uma eficiência média de 57,6%, onde apenas o banco BAI regista o nível de eficiência máxima (100%) e o BMAIS o menor nível de eficiência (7,8%). O nível de eficiência dos bancos considerados ineficientes é bastante disperso, quer na eficiência padrão, quer na eficiência composta normalizada (ver gráfico 4.2). O DB que apresenta um nível de eficiência composta relativamente baixo (47,7%) no grupo total, é o único banco classificado de eficiente no grupo 1.

Gráfico 4.2 Histograma de frequência dos níveis de eficiência de produção



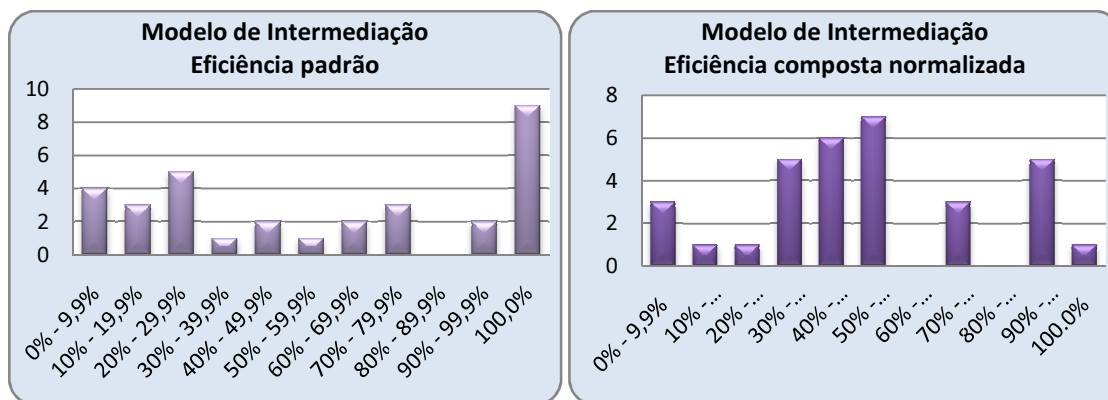
Fonte: Elaborado pela autora

O modelo de eficiência composta de intermediação apresenta uma eficiência média de 52,2%, onde a CBI regista o nível de eficiência máxima (100%) e o ACTB o menor nível de eficiência (1,1%). O nível de eficiência dos bancos considerados ineficientes é bastante disperso, quer na eficiência padrão, quer na eficiência composta normalizada (ver gráfico 4.3). Note-se que quando analisado por grupos, o grupo 3 não regista nenhum banco com eficiência máxima, sendo o valor mais elevado registado pelo BESI (99,8%).

O modelo de eficiência composta de rendibilidade apresenta uma eficiência média de 63,4%, onde o FORTIS regista o nível de eficiência máxima (100%) e o DB o menor nível de eficiência (32,1%). O nível de eficiência dos bancos considerados ineficientes é muito menos disperso que nos modelos anteriores, quer na eficiência padrão, quer na eficiência composta

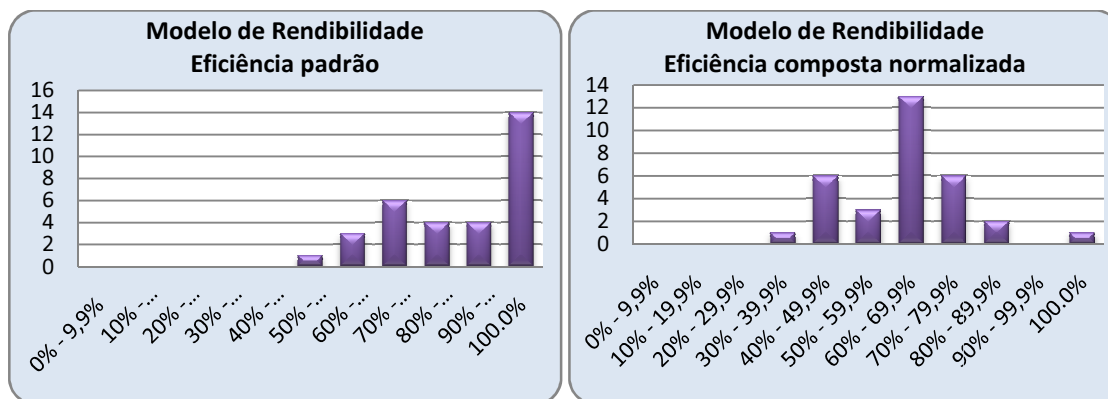
normalizada (ver gráfico 4.4). Note-se que quando analisado por grupos, o grupo 1 não regista nenhum banco com eficiência máxima, sendo o valor mais elevado registado pelo banco POP (69,2%). O banco FORTIS apresenta-se como eficiente, quer no grupo total, quer quando analisado por grupos.

Gráfico 4.3 Histograma de frequência dos níveis de eficiência de intermediação



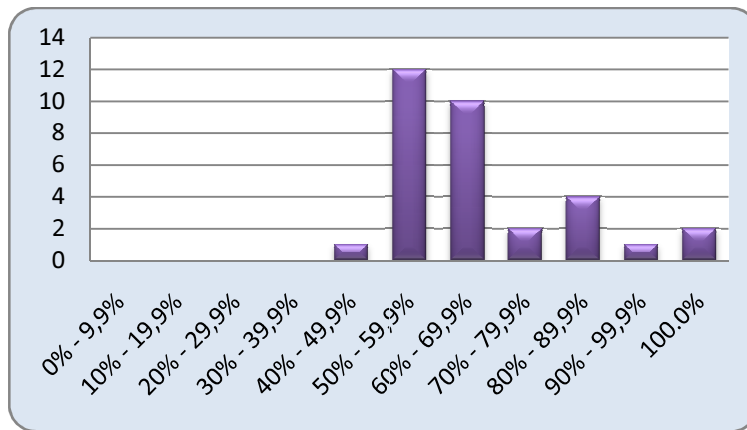
Fonte: Elaborado pela autora

Gráfico 4.4 Histograma de frequência dos níveis de eficiência de rendibilidade



Fonte: Elaborado pela autora

O modelo bietápico global apresenta um nível de eficiência médio de 67,2%, onde a CGD e o BARCLY registam o nível de eficiência máxima (100%) e o FINAN o menor nível de eficiência (48,0%). O nível de eficiência dos bancos considerados ineficientes apresenta a menor dispersão de valores, dado que neste modelo de eficiência global a eficiência mínima registada é a mais elevada dos vários modelos (48,0%) (ver gráfico 4.5). Note-se que quando analisado por grupos, o grupo 2 não regista nenhum banco com eficiência máxima, sendo o valor mais elevado registado pela CBI (62,4%).

Gráfico 4.5 Histograma de frequência dos níveis de eficiência bietápico global

Fonte: Elaborado pela autora

Os níveis de eficiência composta e do modelo bietápico global são apresentados no quadro 4.9. Como se pode observar pelos resultados obtidos, o número de bancos considerados 100% eficientes é substancialmente menor e os níveis de eficiência médios são mais baixos, o que revela uma maior exigência por parte destes modelos na avaliação da eficiência.

Quadro 4.9 Níveis de eficiência dos modelos complementares

DMU	Produção	Intermediação	Rendibilidade	Bietápico
	CDEAP	CDEAI	CDEAR	DEABIG
ACTB	0,9779	0,0109	0,6097	0,5108
BAC	0,7786	0,4525	0,7440	0,5748
BAI	1,0000	0,4601	0,7256	0,5592
BIC	0,9139	0,3701	0,6868	0,5429
INVEST	0,6509	0,5523	0,7802	0,5568
BANIF	0,5138	0,3432	0,4720	0,7981
BANIFIV	0,6257	0,5407	0,4517	0,5541
BMAIS	0,0784	0,9809	0,5008	0,5821
BARCLY	0,5246	0,7302	0,6351	1,0000
BB	0,9862	0,0133	0,6097	0,5132
BBVA	0,6538	0,4424	0,4707	0,6611
BCP	0,3690	0,5052	0,6291	0,8516
BES	0,5246	0,7229	0,8013	0,9373
BESI	0,1210	0,9846	0,5808	0,6153
BEST	0,9069	0,3480	0,6474	0,5565
BIG	0,5367	0,4117	0,6208	0,5842
BPG	0,9918	0,1724	0,6097	0,5265
BPI	0,9733	0,0477	0,4056	0,5419
BBPI	0,5795	0,4125	0,6515	0,8413
BSN	0,9626	0,3870	0,4611	0,6536

DMU	Produção	Intermediação	Rendibilidade	Bietápico
	CDEAP	CDEAI	CDEAR	DEABIG
BST	0,4493	0,7416	0,7920	0,8876
CBI	0,3602	1,0000	0,7789	0,6542
CCCAM	0,4769	0,2059	0,5401	0,6891
CGD	0,5246	0,5052	0,6097	1,0000
DB	0,4768	0,5443	0,3209	0,6557
FINAN	0,1456	0,9968	0,8730	0,4801
FINIB	0,1419	0,5292	0,6097	0,6529
FORTIS	0,9908	0,5336	1,0000	0,6168
ITAU	0,1120	0,9477	0,6828	0,6707
MG	0,6215	0,4599	0,6969	0,8531
POP	0,3260	0,3788	0,7790	0,7639
SCONS	0,1228	0,9862	0,4959	0,6143

Fonte: Elaborado pela autora

Para cada modelo, as diferenças entre os níveis de eficiência dos modelos DEA tradicionais (eficiência padrão) e os níveis de eficiência composta foram analisadas com base no teste não-paramétrico de Wilcoxon. Os resultados apresentados no quadro 4.10 mostram que o nível de significância do teste de Wilcoxon (sig. 0,422) não rejeita a hipótese de igualdade dos níveis de eficiência composta vs padrão no modelo de intermediação (ver quadro 3.8: hip 11.3).

Quadro 4.10 Teste Wilcoxon aos níveis de eficiência composta vs padrão

		N	Mean Rank	Sum of Ranks
Produção: Composta – Padrão	Negative Ranks	24 ^a	16,04	385,00
	Positive Ranks	7 ^b	15,86	111,00
	Ties	1 ^c		
	Total	32		
Intermediação: Composta – Padrão	Negative Ranks	18 ^d	16,06	289,00
	Positive Ranks	13 ^e	15,92	207,00
	Ties	1 ^f		
	Total	32		
Rendibilidade: Composta – Padrão	Negative Ranks	31 ^g	16,00	496,00
	Positive Ranks	0 ^h	,00	,00
	Ties	1 ⁱ		
	Total	32		

a. Mod Produção: Composta < Padrão

b. Mod Produção: Composta > Padrão

c. Mod Produção: Composta = Padrão

d. Mod Intermediação: Composta < Padrão

e. Mod Intermediação: Composta > Padrão

- f. Mod Intermediação: Composta = Padrão
 g. Mod Rendibilidade: Composta < Padrão
 h. Mod Rendibilidade: Composta > Padrão
 i. Mod Rendibilidade: Composta = Padrão

Test Statistics^b

	Produção Composta - Padrão	Intermediação Composta - Padrão	Rendibilidade Composta - Padrão
Z	-2,685 ^a	-,803 ^a	-4,860 ^a
Asymp. Sig. (2-tailed)	,007	,422	,000

a. Based on positive ranks.

b. Wilcoxon Signed Ranks Test

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do SPSS

Os níveis de eficiência composta vs padrão dos modelos de produção (sig. 0,007) e rendibilidade (sig. 0,000) são considerados estatisticamente diferentes, verificando-se que o nível de eficiência composta é inferior à eficiência padrão em 24 bancos no modelo de produção e em 31 bancos no modelo de rendibilidade (ver quadro 3.8: hip 11.2; 11.4). Logo, parece existir alguma evidência que a utilização dos níveis de eficiência composta caracteriza maior exigência em termos de desempenho.

Para cada modelo, as diferenças entre os níveis de eficiência dos modelos DEA tradicionais (eficiência padrão) e os níveis de eficiência composta foram analisadas para as várias fronteiras de grupo, com base no teste não-paramétrico de Wilcoxon.

Os resultados mostram que os níveis de significância dos testes de Wilcoxon apenas não rejeitam a hipótese de igualdade dos níveis de eficiência composta vs padrão no modelo de intermediação para os grupos 2 (sig. 0,062) e 4 (sig. 0,362) (ver quadro 3.8: hip 12.6; 12.8).

Os níveis de eficiência composta vs padrão, para todos os restantes grupos e modelos, são considerados estatisticamente diferentes, verificando-se que o nível de eficiência composta é sempre inferior à eficiência padrão na grande maioria dos bancos (ver quadro 3.8: hip 12.1 a 12.4; 12.5 e 12.7; 12.9 a 12.12).

Novamente parece existir alguma evidência que a utilização dos níveis de eficiência composta caracteriza maior exigência em termos de desempenho.

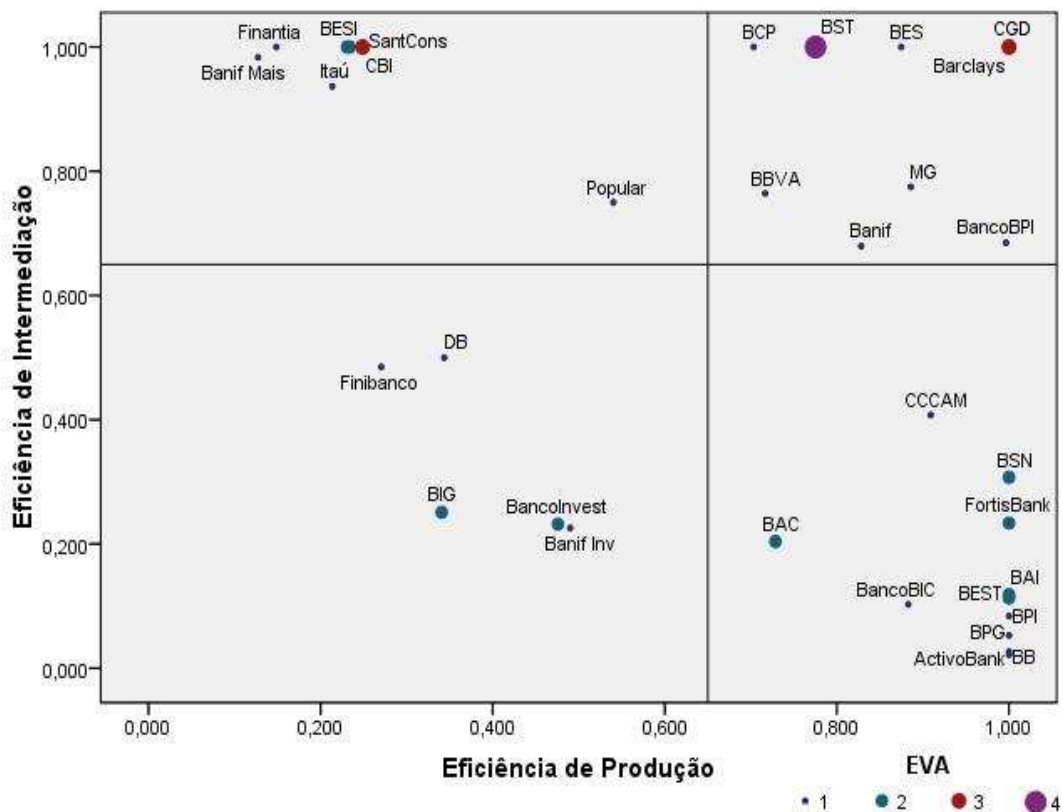
4.2.4 Análises em Matriz

4.2.4.1 Matrizes cruzadas entre modelos

As análises em matriz permitem constatar visualmente e de uma forma simplificada o cruzamento de diversas variáveis. Embora a marcação precisa dos eixos de referência seja altamente subjetiva, independentemente da sua colocação, verifica-se a existência de determinados conjuntos de bancos, que apresentam características semelhantes em termos de desempenho.

O gráfico 4.6 cruza os níveis de eficiência obtidos nos modelos DEA tradicionais, segundo as abordagens de produção e de intermediação. Os marcadores de posição encontram-se discriminados segundo o nível de valor criado para os acionistas, com base na variável Valor Económico Acrescentado (EVA).

Gráfico 4.6 Matriz de eficiências padrão discriminadas pela criação de valor



Fonte: Elaborado pela autora

É importante destacar o facto de que a maioria dos bancos (20 em 32) destruiu valor para acionistas em 2009, apresentando valores negativos para o EVA. O banco BST é o único que atinge o nível⁵⁷ de criação de valor mais elevado (nível 4: $EVA \geq 25.001$ m€) e obteve o nível máximo de eficiência de intermediação, bem como um nível razoável de eficiência de produção (77,5%).

Apenas dois bancos são classificados no nível 3 de criação de valor, apresentando o nível máximo de eficiência de intermediação (CBI) ou de eficiência de intermediação e de produção (BARCLY). Por outro lado a CGD, BES, BCP ou BBPI, embora com bons níveis de eficiência, apresentam os mais baixos níveis de criação de valor para os acionistas.

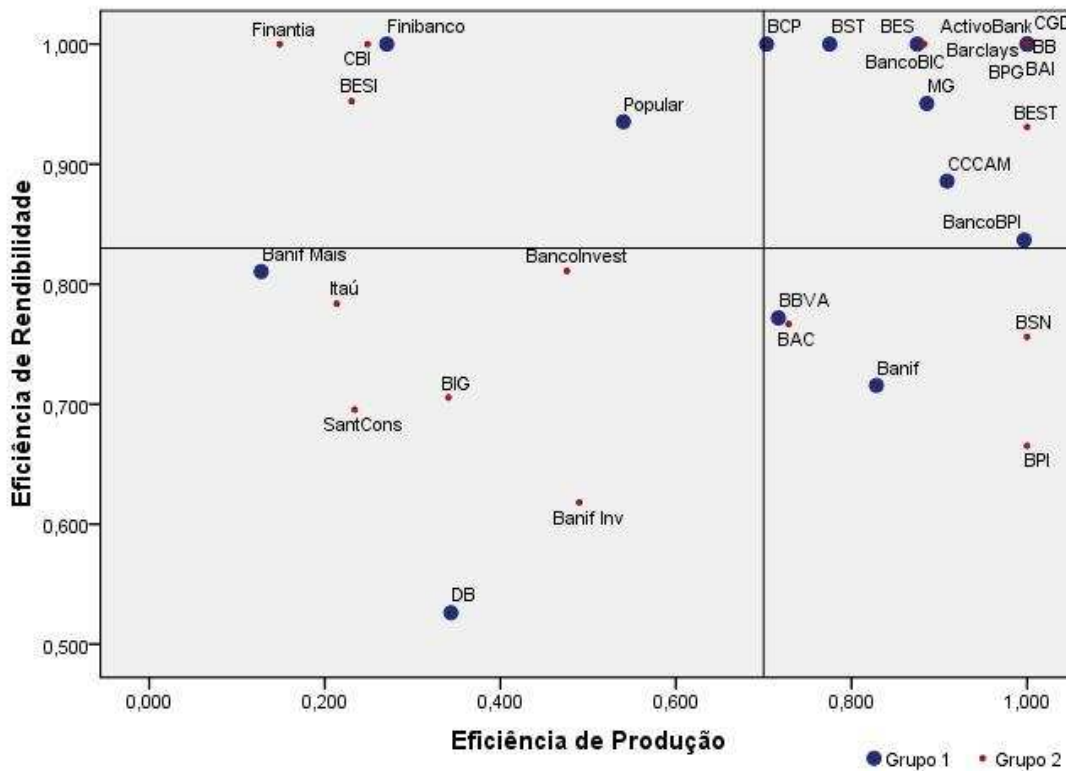
No entanto, os resultados revelam que a significância do teste de Kruskal-Wallis (K-W) demonstrou que a criação de valor parece não ter influência sobre quaisquer níveis de eficiência (ver quadro 3.8: hip 9.1; 9.2; 9.3).

O gráfico 4.7 cruza os níveis de eficiência obtidos nos modelos DEA tradicionais, segundo as abordagens de produção e de rendibilidade. Os marcadores de posição encontram-se discriminados segundo o fator dimensão/negócio (grupo 1 vs 2).

Verifica-se que 8 dos 15 bancos com os mais elevados níveis de eficiência (quadrante superior direito) são bancos pertencentes ao grupo 1 (maior dimensão). Diversos bancos de menor dimensão (grupo 2) registam simultaneamente baixos níveis de eficiência de produção e de rendibilidade. Contudo, alguns bancos de pequena dimensão, tais como o BB, FORTIS, ACTB, BPG ou BAI registam bons níveis de eficiência de produção e de rendibilidade. Contudo, tal como referido anteriormente, a significância do teste de M-W demonstrou que o fator dimensão/negócio não parece influenciar os níveis de eficiência de produção ou de rendibilidade (ver quadro 3.8: hip 2.1; 4.1).

⁵⁷ Foram criados os seguintes níveis: nível 1 ($EVA \leq 0$); nível 2 ($1 \leq EVA \leq 10.000$); nível 3 ($10.001 \leq EVA \leq 25.000$); nível 4 ($EVA \geq 25.001$).

Gráfico 4.7 Matriz de eficiências padrão discriminadas por grupo



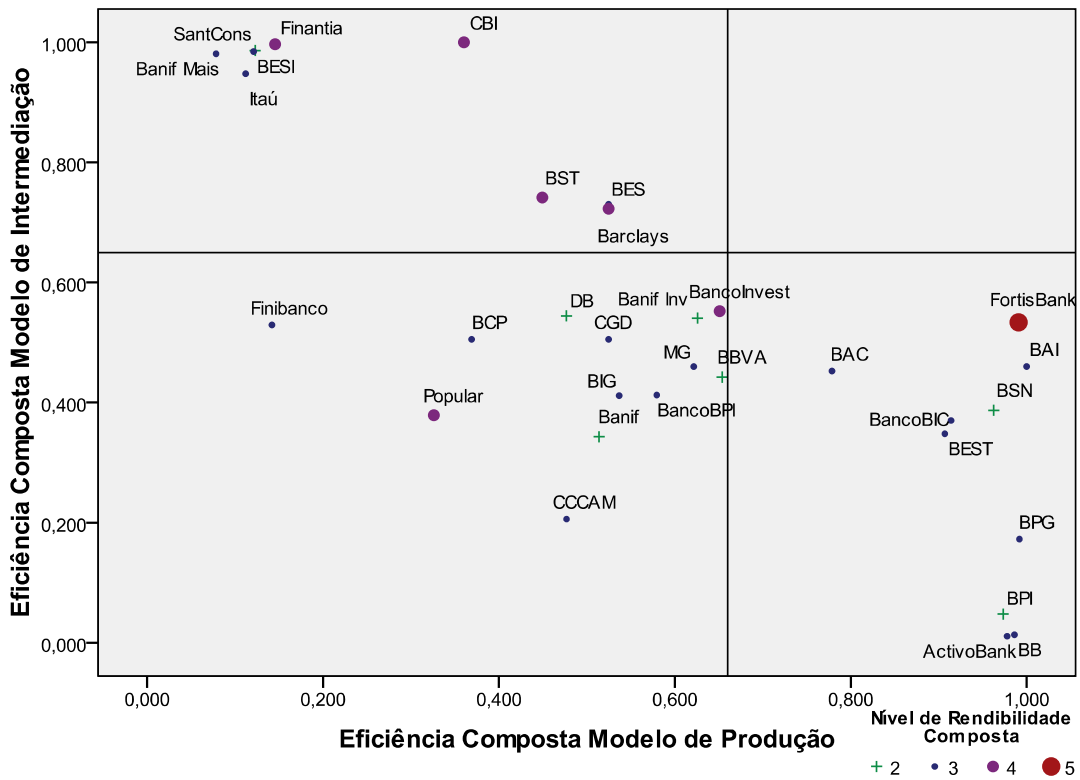
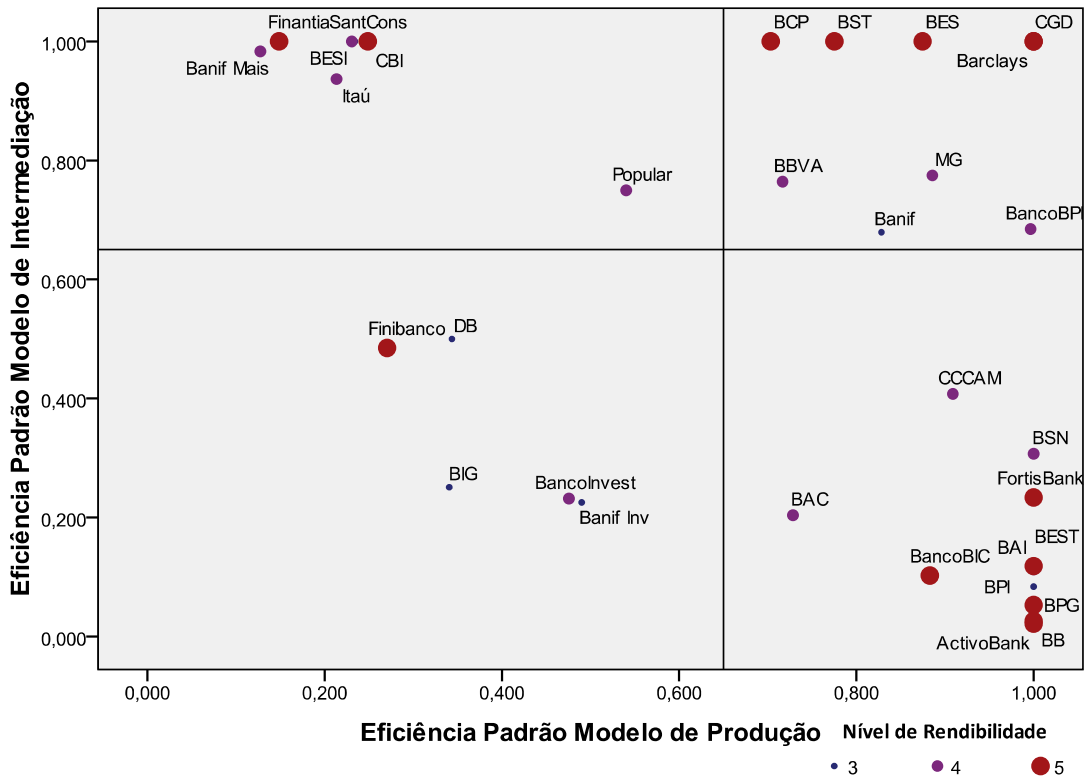
Fonte: Elaborado pela autora

O gráfico 4.8 cruza os níveis de eficiência obtidos nos modelos DEA de acordo com as abordagens de produção e de intermediação. Os marcadores são discriminados pelos níveis de eficiência de rendibilidade⁵⁸. São apresentadas as matrizes resultantes dos modelos tradicionais (eficiência padrão) e dos modelos de eficiência composta.

Verifica-se na matriz referente aos modelos tradicionais (eficiência padrão) que os bancos que atingem o nível máximo de eficiência de rendibilidade (nível 5) também obtêm o nível máximo de eficiência de produção (caso do ACTB, BAI, BB, BPG e FORTIS) ou eficiência de intermediação (caso do BCP, BES, BST, CBI e FINAN) ou ambos (caso da CGD e BARCLY).

⁵⁸ Foram criados os seguintes níveis de eficiência de rendibilidade (R_e): nível 1 ($0 \leq R_e \leq 0,249$); nível 2 ($0,25 \leq R_e \leq 0,499$); nível 3 ($0,5 \leq R_e \leq 0,749$); nível 4 ($0,75 \leq R_e \leq 0,999$); nível 5 ($R_e = 1$).

Gráfico 4.8 Matriz de eficiências padrão e composta discriminada pela rentabilidade



Fonte: Elaborado pela autora

No entanto, os resultados revelam que a significância do teste de K-W demonstrou que a rentabilidade não parece ter influência sobre os níveis de eficiência de produção ou de intermediação financeira (ver quadro 3.8: hip 10.1; 10.2). Este facto poderá ser justificado pela presença de bancos com diversos níveis de rentabilidade no quadrante superior direito, quadrante que incorpora os bancos com maior níveis de eficiência de produção e de intermediação.

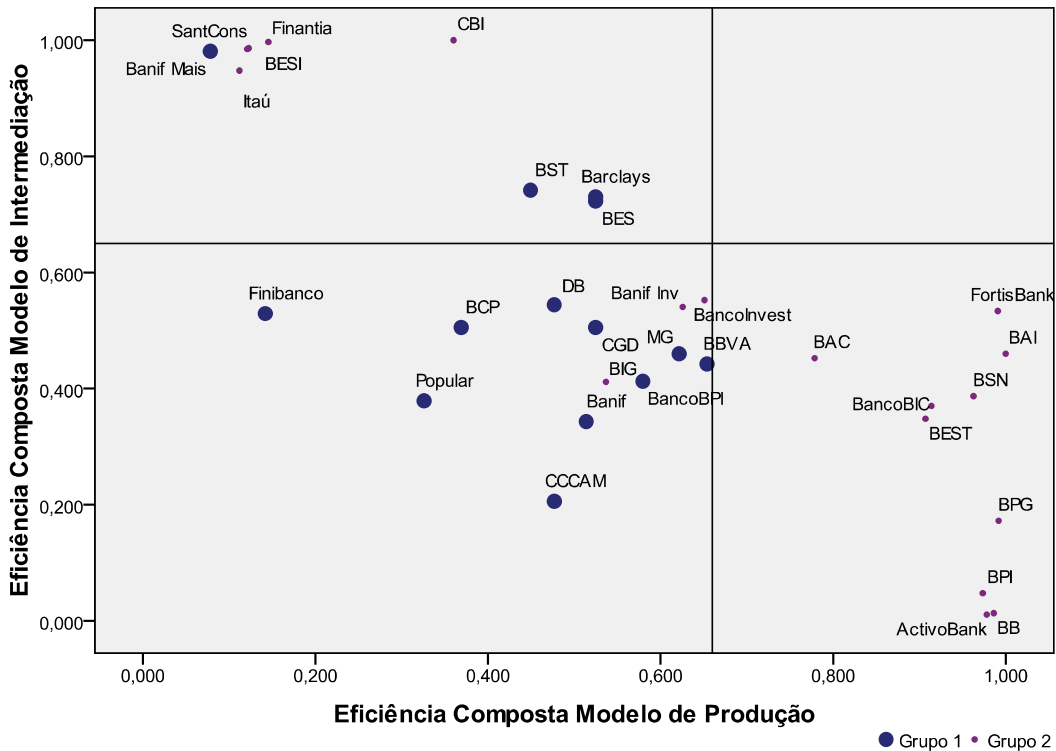
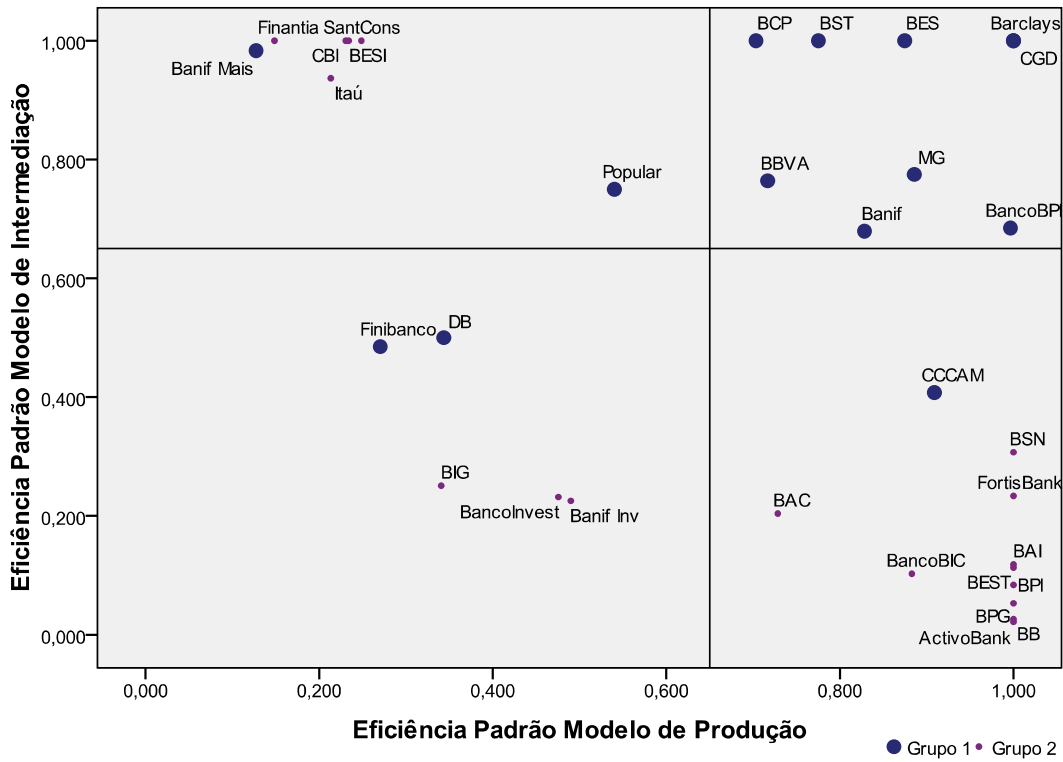
Contudo, o cenário é completamente diferente quando analisado segundo a matriz referente aos modelos de eficiência composta. Sendo os níveis de eficiência composta significativamente inferiores aos registados na eficiência padrão, não se regista nenhum banco no quadrante superior direito e apenas o banco Fortis atinge o nível máximo de eficiência de rentabilidade.

Além disso, aumenta significativamente o número de bancos localizados no quadrante inferior esquerdo (baixos níveis de eficiência de produção e de intermediação). Note-se que os bancos CGD e BARCLY classificados como os únicos bancos de máxima eficiência padrão em todos os modelos, na matriz referente à eficiência composta localizam-se em posições muito mais moderadas.

O gráfico 4.9 cruza os níveis de eficiência obtidos nos modelos DEA segundo as abordagens de produção e de intermediação. Os marcadores de posição encontram-se discriminados segundo o fator dimensão/negócio (grupo 1 vs 2). São apresentadas as matrizes resultantes dos modelos tradicionais (eficiência padrão) e dos modelos de eficiência composta.

Verifica-se na matriz referente aos modelos tradicionais (eficiência padrão) que a grande maioria dos bancos de grande dimensão (grupo 1) se situam nos quadrantes superiores, ou seja, apresentam elevados níveis de eficiência de intermediação. Por outro lado, registam-se muitos bancos de pequena dimensão (grupo 2) no quadrante inferior direito (ou seja, com baixos níveis de eficiência de intermediação mas elevados níveis de eficiência de produção).

Gráfico 4.9 Matriz de eficiências padrão e composta discriminadas por grupo



Fonte: Elaborado pela autora

Tal como referido anteriormente, a significância do teste de M-W demonstrou que o fator dimensão/negócio não parece influenciar os níveis de eficiência de produção (ver quadro

3.8: hip 2.1) e os bancos de maior dimensão (grupo 1) registam níveis mais elevados de eficiência de intermediação (ver quadro 3.8: hip 3.1).

Novamente, o cenário é completamente diferente quando analisado segundo a matriz referente aos modelos de eficiência composta. Sendo os níveis de eficiência composta significativamente inferiores aos registados na eficiência padrão, não se regista nenhum banco no quadrante superior direito. Note-se que a posição dos bancos é idêntica nos gráficos 4.8 e 4.9 dado que as eficiências analisadas são as mesmas, apenas se alteram os marcadores.

Os bancos de maior dimensão localizam-se todos nos quadrantes à esquerda (baixos níveis de eficiência de produção) e a maioria dos bancos de menor dimensão localizam-se no quadrante inferior direito (baixos níveis de eficiência de intermediação e elevados níveis de eficiência de produção).

4.2.4.2 A Matriz BCG aplicada ao Modelos DEA

Vários autores cruzam os resultados obtidos entre os diversos modelos, ou entre estes e variáveis financeiras, de acordo com uma matriz semelhante à Matriz BCG (*Boston Consulting Group* - BCG), a fim de traçar possíveis estratégias para promover uma maior eficiência.

Lo e Lu (2006) apresentam os resultados do cruzamento de dois modelos segundo uma matriz similar à matriz BCG a fim de delinear possíveis estratégias para promover o aumento da eficiência. Neste contexto, a matriz articula-se em torno dos níveis de eficiência apurados nos modelos em estudo, nomeadamente, níveis de eficiência do modelo de mercado vs níveis de eficiência do modelo de rendibilidade (*marketability/profitability*). Outros autores cruzam os indicadores de eficiência obtidos por via dos modelos DEA com indicadores de rendibilidade tradicionais sob a forma de rácio (*efficiency/profit*) (Boussofiane *et al.*, 1991) (Chen e Yeh, 1998) (Camanho e Dyson, 1999).

Para a abordagem bietápica em termos de produção vs intermediação seguida neste estudo, foi criada uma adaptação à matriz BCG, apresentada pela primeira vez em Martins (2009).

Considerando que a matriz BCG parte do princípio que um dos objetivos essenciais de uma estratégia é otimizar a distribuição dos recursos de que a empresa dispõe, para maximizar a sua posição concorrencial, facilmente se ajusta a matriz BCG ao estudo da eficiência se se associar às variáveis estratégicas da matriz (quota de mercado relativa e taxa de crescimento) duas variáveis de gestão, nomeadamente: a rendibilidade e o investimento.

A rendibilidade, normalmente associada na matriz BCG à quota de mercado relativa, uma vez que reflete o nível de recursos libertados, é associada aos *outputs* dos modelos de eficiência. O investimento, normalmente associado na matriz BCG à taxa de crescimento, uma vez que esta reflete as necessidades de liquidez, é associado aos *inputs*.

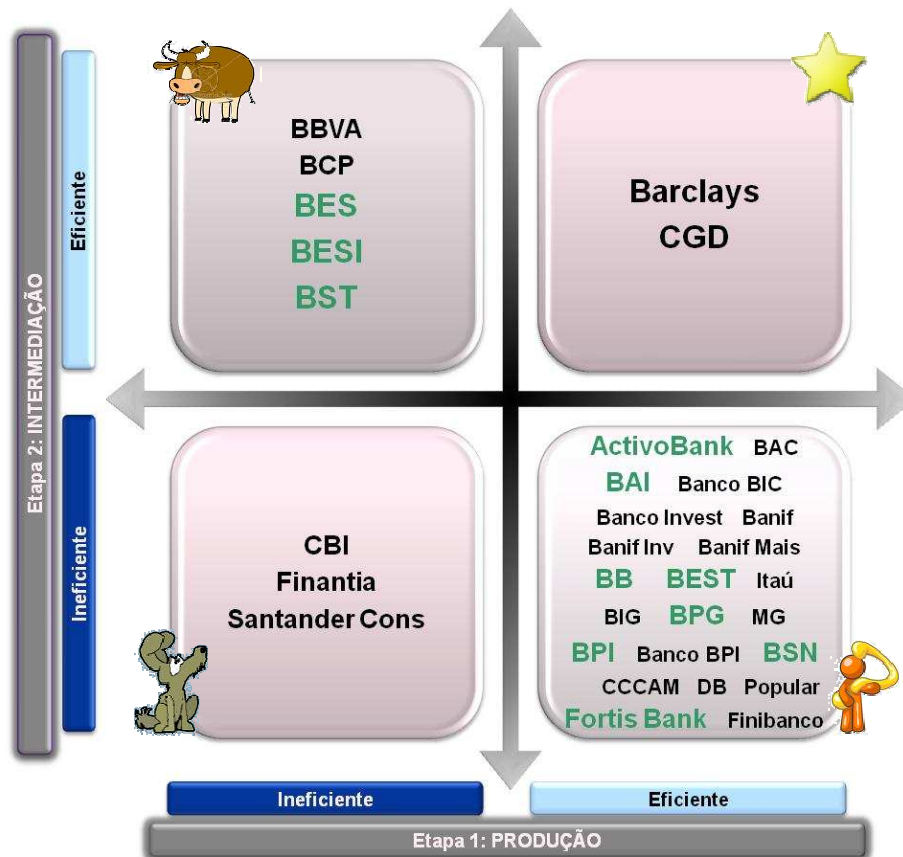
As variáveis estratégicas da matriz BCG correspondem aos níveis de eficiência obtidos no modelo de produção (etapa 1) e no modelo de intermediação (etapa 2). Cada um deles é dividido em dois quadrantes: eficiente vs. ineficiente (ver figura 4.1). Cruzando as variáveis estratégicas obtém-se quatro quadrantes que representam a posição do banco e qual a estratégia necessária para melhorar a sua eficiência geral. Os quadrantes são os seguintes:

Estrela: também conhecidos como *stars* representam na matriz BCG unidades de negócio com elevados níveis de investimento mas líderes no mercado. Na matriz ajustada ao modelo bietápico correspondem aos bancos que se apresentam eficientes a nível de produção e a nível de intermediação. Estes bancos devem seguir estratégias para manter a sua posição de eficiência. Geralmente estes bancos representam unidades de boas práticas e são considerados bancos de referência para os outros.

Vaca Leiteira: também conhecidos como *cows* ou *sleepers* representam na matriz BCG unidades de negócio em fase de maturidade, com baixas taxas de crescimento, mas com uma rendibilidade elevada e líderes no mercado. Na matriz ajustada ao modelo bietápico correspondem aos bancos que se apresentam eficientes a nível de intermediação, mas são ineficientes na gestão dos seus recursos. Uma vez que apresentam uma boa capacidade para

criar resultados, devem enfatizar medidas que permitam aumentar a sua capacidade para minimizar recursos. A estratégia a seguir deverá centrar-se em atingir o quadrante Estrela, aumentando a sua eficiência de produção, sob pena de vir a integrar o quadrante Cães Rafeiros (*dogs*).

Figura 4.1 Ajuste da Matriz BCG ao Modelo DEA bietápico



Fonte: Elaborado pela autora

Dilema: também conhecidos como *question marks* representam na matriz BCG unidades de negócio com elevadas necessidades financeiras (investimentos) e com baixa rendibilidade. Na matriz ajustada ao modelo bietápico correspondem aos bancos que se apresentam eficientes a nível de produção, mas que são ineficientes a transformar recursos em resultados. Uma vez que apresentam uma boa capacidade para gerir os seus recursos, devem enfatizar medidas que permitam aumentar a sua capacidade para maximizar resultados. A estratégia a seguir deve centrar-se em atingir o quadrante Estrela,

aumentando a eficiência de intermediação, sob pena de vir a integrar o quadrante Cães Rafeiros (*dogs*).

Cães Rafeiros: também conhecidos por *dogs* ou *problem child* representam na matriz BCG unidades de negócio com fraco potencial de crescimento, fraca rentabilidade, nos quais a empresa tem uma quota de mercado relativa baixa. Na matriz ajustada ao modelo bietápico correspondem aos bancos que não se apresentam eficientes nem a nível de produção, nem a nível de intermediação. Estes bancos devem repensar seriamente a sua estratégia, a vários níveis, a fim de promover a utilização dos recursos disponíveis.

Os bancos posicionados no quadrante Estrela são a CGD e o BARCLY, apresentando-se como os bancos mais eficientes. Contudo, a CGD não constitui o banco com maior número de referências para os seus pares (*peer group*). Na etapa 1 (Produção) é referenciada apenas em 21% dos casos, sendo largamente ultrapassada pelo BPI (35,5%) e na etapa 2 (Intermediação) a única referência que apresenta é para si própria. Também o BARCLY apenas é referenciado em 12,9% dos casos na etapa 1 e em 14,1% dos casos na etapa 2, sendo largamente ultrapassado pelo BES (19,7%), pelo FINAN (18,3%) ou mesmo pela CBI (15,5%) nesta segunda etapa. Nestes casos, embora eficientes, não parecem constituir exemplos típicos de bancos de boas práticas a seguir pelos outros.

Os bancos BBVA, BCP, BES, BESI e BST posicionam-se no quadrante Vaca Leiteira. Estes são bancos eficientes em termos da criação de resultados, mas ineficientes em termos da gestão dos seus recursos. A tomada de medidas que permitam aumentar a sua eficiência produtiva, potenciará a sua ascensão ao quadrante Estrela.

Os bancos CBI, FINAN e SCONS posicionam-se no quadrante Cães Rafeiros. Estes bancos não se apresentam eficientes nem a nível de produção, nem a nível de intermediação. Estes bancos devem repensar a sua estratégia a vários níveis para promover a otimização da gestão dos seus recursos e a maximização dos seus resultados.

Os restantes 22 bancos (68,8%) posicionam-se no quadrante Dilema, dado que se apresentam eficientes em termos de produção, mas não maximizam a sua capacidade de

intermediação. Estes bancos apresentam elevado potencial para progredir em termos de eficiência, sendo necessário concentrar esforços para promover a maximização dos seus resultados.

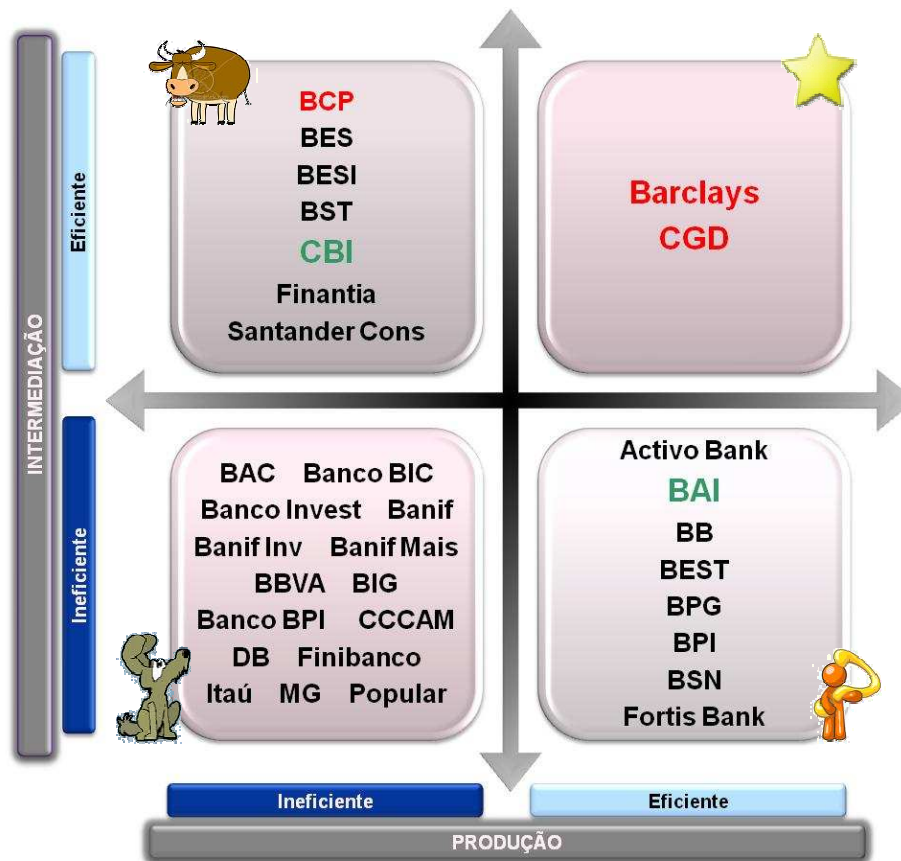
Este conceito ajustado à matriz BCG foi também aplicado ao nível dos resultados obtidos pelos modelos DEA tradicionais nas abordagens produção e intermediação.

Verifica-se na figura 4.2 que a CGD e o BARCLY são posicionados no quadrante Estrela, uma vez que registam níveis de eficiência máximos em ambas as abordagens. No entanto, tal como foi referido anteriormente, a análise realizada em todos os modelos DEA tradicionais, demonstra que os resultados de elevada eficiência obtidos por estes bancos podem representar falsas eficiências, dado que os mesmos também registam níveis máximos de ineficiência na fronteira invertida e uma baixa eficiência composta. Nestes casos, embora eficientes, estes bancos não parecem ser um exemplo típico de unidades de boas práticas a ser seguido pelos seus pares.

O BCP, posicionado no quadrante Vaca Leiteira, foi também considerado um banco falso-eficiente em termos de intermediação, pelas mesmas razões. Através da análise de resultados obtidos pelo modelo da eficiência composta, apenas se pode confirmar como verdadeiros eficientes os bancos CBI (posicionado no quadrante Vaca Leiteira) e BAI (posicionado no quadrante Cães Rafeiros). A maioria dos restantes bancos posicionados nestes dois quadrantes, embora não apresente níveis máximos de eficiência composta, apresenta valores bastante elevados, o que pode, de certa forma, validar os seus resultados.

Numa análise comparativa entre as figuras 4.1 e 4.2, verifica-se que quando aplicada ao modelo DEA bietápico, os resultados diferem substancialmente nos quadrantes Cães Rafeiros e Dilema. Os bancos CBI, FINAN e SCONS caem do quadrante Vaca Leiteira para Cães Rafeiros; todos os bancos posicionados no quadrante Cães Rafeiros são deslocados para o quadrante Dilema, exceto o BBVA que é deslocado para o quadrante Vaca Leiteira.

Figura 4.2 Ajuste da Matriz BCG aos modelos DEA padrão



Fonte: Elaborado pela autora

Resumindo os resultados que são consistentes em ambas as abordagens e sem sombra de poderem constituir falsos eficientes: os bancos BES, BESI e BST que estão posicionados no quadrante Vaca Leiteira, refletem boas capacidades na criação de resultados, mas são ineficientes na gestão dos seus recursos. A implementação de medidas para melhorar a sua eficiência de produção iria simplificar a sua ascensão ao quadrante Estrela. Bancos tais como o ACTB, BAI, BB, BEST, BPG, BPI, BSN e FORTIS são tipicamente Dilema, uma vez que são apenas eficientes em termos de produção. Esses bancos têm um elevado potencial para progredir em termos de eficiência para atingir o quadrante Estrela. É necessário concentrar esforços para maximizar seus resultados.

Não se apresenta uma matriz apenas com os resultados obtidos das eficiências compostas, devido ao tipo de classificação obtida por estes modelos. Por exemplo, ao aplicar a matriz BCG, cruzando as eficiências compostas dos modelos de produção e intermediação, não se

registaria nenhum banco no quadrante Estrela, apenas a CBI estaria posicionada no quadrante Vaca Leiteira, apenas o BAI estaria posicionado no quadrante Dilema e todos os restantes 30 bancos seriam posicionados no quadrante Cães Rafeiros.

4.2.5 Síntese dos resultados sobre a avaliação da eficiência

O ano de 2009 marca uma significativa reviravolta no setor bancário, que tem de lidar com uma das maiores crises financeiras das últimas décadas. A maioria dos bancos, 62,5% na amostra considerada, destruiu valor para os seus acionistas neste ano, apresentando valores negativos para a variável EVA. É agora, mais do que em qualquer outra altura, importante desenvolver estudos na área da eficiência, para melhor entender o que está a acontecer e como superá-lo em termos de organização interna.

Ao analisar os resultados obtidos pelos modelos DEA padrão, o teste de Friedman demonstra que os níveis de eficiência obtidos pelos diversos modelos são considerados estatisticamente diferentes, com o modelo de rendibilidade a apresentar os níveis de eficiência média mais elevados (87,9%) e o modelo de intermediação os mais baixos (56,1%).

O modelo de produção tem uma eficiência média de 68,6%. Uma vez que o modelo é orientado a *input*, pode-se concluir que, em média, os bancos poderiam produzir o mesmo nível de resultados com menos 31,4% de recursos.

O modelo de intermediação tem uma eficiência média de 56,1%. Dado que o modelo é orientado a *output*, pode-se concluir que, em média, os bancos poderiam produzir mais 43,9% de resultados com o mesmo nível de recursos (depósitos).

O modelo de rendibilidade apresenta uma eficiência média de 87,9% na amostra principal e de 96,8% para os bancos de grande dimensão, quando analisado por grupos. Como o modelo é orientado a *output*, pode-se concluir que, em média, os bancos de grande dimensão só poderiam produzir mais 3,2% de resultados com o mesmo nível de recursos.

Quando a amostra principal é dividida em grupos menores e mais homogêneos, na maioria dos casos, a eficiência média e a eficiência mínima aumentam e o desvio-padrão da eficiência diminui. De facto, diversos bancos apresentam um nível mais elevado de eficiência quando analisados num contexto de grupos mais homogêneos. Também parece existir evidência que os bancos de maior dimensão e com menor risco apresentam níveis de eficiência de intermediação mais elevados.

Regista-se um elevado número de bancos com rendimentos variáveis à escala, em todos os modelos, o que justifica, em parte, a escolha do modelo DEA BCC. No modelo de produção a maioria dos bancos de maior dimensão apresenta rendimentos decrescentes à escala, enquanto a maioria dos bancos de menor dimensão apresenta rendimentos crescentes à escala. Estes resultados são similares aos obtidos para o ano de 2007 no estudo preliminar e, tal como foi anteriormente referido, são consistentes com resultados obtidos noutros estudos.

Parece haver evidência de que os bancos são reconhecidos pelos seus pares de acordo com certas competências. Enquanto bancos como o BPI, CGD ou BARCLY são referidos frequentemente como bancos de referência no modelo de produção, bancos como o CBI, FINAN, BES e SCONS registam maior frequência de referências no modelo de intermediação.

Tal como registado no estudo preliminar, diversos modelos apresentam bancos tecnologicamente eficientes mas não operando na escala de produção mais eficiente, registando níveis muito baixos de eficiência global. A média da eficiência técnica pura (68,6%) é superior à global (31,6%), revelando a existência de ineficiências de escala em muitos bancos, com 78% dos bancos a apresentar níveis de eficiência de escala abaixo dos 67%. Operações de F&A poderiam levar a aumentos potenciais de eficiência nesses casos.

Por outro lado, há bancos com elevada eficiência de escala, mas com elevadas ineficiências na gestão dos seus recursos. Os níveis de eficiência não-radial são também, em média, muito baixos (23,6%), revelando a existência de elevadas folgas nos recursos.

Em termos gerais, pode-se concluir que a maioria dos bancos apresenta níveis de eficiência muito baixos, o que reflete a necessidade de um grande esforço para melhorar a utilização dos seus recursos.

Tendo em consideração certas características matemáticas do modelo BCC, que permitem a existência de DMU falso-eficientes ou eficientes por defeito, como sustentado por Ali (1993), o contexto em que alguns bancos atingiram a classificação de eficiência foi analisada. Diversos indicadores alternativos revelam, em todos os modelos, a existência de alguns bancos falso-eficientes, dado que os mesmos também registam o nível máximo de eficiência na fronteira DEA invertida e níveis de eficiência composta muito baixos.

Comparando os resultados do modelo DEA bietápico com os modelos padrão, confirmam-se as conclusões registadas noutros estudos (tais como, Chen e Zhu (2004), Kao e Hwang (2008) e Chen *et al.* (2009a; 2009b; 2009c)), nomeadamente: verifica-se em diversos casos, que os modelos tradicionais classificam como bancos eficientes, bancos ineficientes em um (ou ambos) os modelos que compõem cada etapa do modelo bietápico. Novamente se verifica a incapacidade dos modelos DEA tradicionais para avaliar o desempenho de unidades na presença de processos bietápicos e, portanto, interdependentes, caracterizados pela existência de variáveis intermediárias.

Parece existir evidência que a utilização do modelo bietápico, ou seja, considerar a existência de variáveis intermediárias em processos interdependentes, como parece ser o caso da atividade bancária, influencia a determinação dos níveis de eficiência das unidades em estudo.

Face aos resultados obtidos nos modelos tradicionais, muito similares aos obtidos no estudo preliminar, foram efetuadas análises mais aprofundadas recorrendo aos modelos DEA complementares, nomeadamente aos modelos que calculam os níveis de eficiência composta e ao modelo bietápico global. Este último considera a existência de um nível de eficiência denominado global (*overall*), calculado com base numa média ponderada dos níveis de eficiência obtidos nas etapas 1 e 2.

Verifica-se que o modelo bietápico global regista os indicadores de eficiência média mais elevados e uma das menores médias de desvio-padrão e o modelo de intermediação composta regista os indicadores de eficiência média mais baixos e uma das maiores médias de desvio-padrão.

O teste de Friedman revela que as diferenças entre os níveis de eficiência dos modelos DEA compostos são consideradas estatisticamente diferentes, apresentando o modelo de rentabilidade os níveis de eficiência média mais elevados (63,4%) e o modelo de intermediação os mais baixos (52,2%).

No modelo bietápico global regista-se um nível de eficiência médio de 67,2%, onde o nível de eficiência dos bancos considerados ineficientes apresenta a menor dispersão de valores, dado que a eficiência mínima registada é a mais elevada dos vários modelos (48,0%).

O teste de Wilcoxon comprova que, na grande maioria dos casos, em todos os modelos, para a fronteira global ou fronteira por grupos, os níveis de eficiência composta apresentam níveis de eficiência mais baixos que os modelos DEA tradicionais (eficiência padrão). Desta forma, parece existir alguma evidência que a utilização dos níveis de eficiência composta caracteriza maior exigência em termos de desempenho.

Com base nas análises em matriz verifica-se a existência de determinados conjuntos de bancos, que apresentam características semelhantes em termos de desempenho.

Quando comparadas as matrizes resultantes dos níveis de eficiência obtidos nos modelos DEA tradicionais (eficiência padrão) com a dos modelos de eficiência composta, os resultados são significativamente diferentes. Verifica-se que o posicionamento dos bancos nos quadrantes de eficiência cruzada é bastante mais exigente, sendo os bancos recolocados em quadrantes de eficiência mais moderada nas matrizes de eficiências compostas.

Aplicando o conceito da tradicional Matriz BCG aos resultados obtidos pelos diversos modelos DEA, observa-se que muitos bancos mudam de quadrante estratégico quando analisados através de modelos tradicionais ou bietápicos. São muito poucos os bancos que

registam resultados consistentes em todas as abordagens e sem sombra de dúvida sobre a sua classificação real de eficiência.

Existe uma necessidade de complementar estes resultados com uma análise extra DEA a fim de compreender melhor os resultados obtidos. São apresentados na secção seguinte os resultados da aplicação de técnicas de regressão econométrica, que foram utilizadas no intuito de identificar as variáveis com maior influência nos indicadores de eficiência estudados.

Verificou-se aquando da revisão de literatura efetuada sobre a temática da avaliação da eficiência através da metodologia DEA, uma vasta variedade de aplicações possíveis. Foram testadas inicialmente diversos tipos de análise, que se encontram descritas de forma mais pormenorizada no Apêndice 5. Pretendeu-se essencialmente criar e testar os modelos DEA tradicionais, que caracterizam a denominada eficiência padrão, para as abordagens de produção, intermediação, rendibilidade e bietàpica. Os modelos criados e respetivos resultados foram apresentados a um painel de especialistas da área de investigação operacional, tendo sido incorporadas algumas das suas sugestões.

Muitas outras opções poderiam ter sido analisadas e aplicadas, as quais foram relegadas para um segundo plano por motivos de limitação de espaço e de tempo. O estudo apresentado neste capítulo poderá ser futuramente complementado e enriquecido, pela autora ou por outros autores interessados no tema, através da aplicação de modelos complementares, da inclusão de restrições aos pesos das variáveis ou da inclusão de novas variáveis relacionadas com a tecnologia, qualidade no atendimento, satisfação do cliente ou variáveis não controláveis pelos gestores.

4.3 Fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal

Esta secção apresenta os resultados da aplicação dos modelos de regressão fracional, utilizados para identificar os fatores determinantes da eficiência dos principais bancos a operar em Portugal.

4.3.1 Modelos de Regressão Fracional

4.3.1.1 Eficiência global segundo o modelo DEA bietápico

O quadro 4.11 resume as estatísticas descritivas das variáveis dependentes utilizadas nos modelos de regressão. Destacam-se os seguintes resultados: o modelo de rendibilidade (DEAR) regista os indicadores de eficiência média mais elevados e uma baixa média de desvio-padrão; o modelo bietápico global (DEABIG) regista, de entre os modelos complementares, os indicadores de eficiência média mais elevados e a menor média de desvio-padrão; o modelo composto de produção (CDEAP) regista os indicadores de eficiência média mais baixos e uma das maiores médias de desvio-padrão.

Quadro 4.11 Resumo de estatísticas das variáveis dependentes

	N	Média	Desvio Padrão	Mediana	Min	Max	Nº Bancos Eficientes
DEAP	156	,6938	,2779	0,7390	,11758	1,0000	48
CDEAP	156	,5413	,2750	0,5293	,06224	1,0000	6
DEAI	156	,6399	,3452	0,7435	,00970	1,0000	47
CDEAI	156	,5430	,2917	0,5256	,00489	1,0000	6
DEAR	156	,8855	,1693	1,0000	,38704	1,0000	83
CDEAR	156	,6648	,1823	0,6742	,24825	1,0000	6
DEABIG	156	,6965	,1429	0,6770	,40379	1,0000	8

Fonte: Elaborado pela autora

Tal como referido anteriormente, a aplicação das regressões fracionais centrou-se essencialmente no índice de eficiência global obtido do modelo bietápico (que envolve simultaneamente a eficiência de produção e de intermediação) e no índice de eficiência composta para o modelo de rendibilidade. Considera-se que estes dois modelos abarcam a globalidade das noções de eficiência que se pretendeu abordar de uma forma mais robusta e exigente.

O Apêndice 10 apresenta os resultados obtidos pela aplicação das regressões fracionais, Linear e Tobit a estes indicadores. Considerou-se importante a comparação dos resultados

obtidos pelos tradicionais modelos de regressão (Linear e Tobit) com a nova abordagem fracional, a fim de testar a robustez dos resultados.

O quadro 4.12 apresenta o resumo dos resultados obtidos pela aplicação dos diversos tipos de modelos de regressão a todas as variáveis independentes (modelo não restrito), para o modelo DEA bietápico global (DEABIG).

Quadro 4.12 Resultado das regressões: DEABIG (modelo não restrito)

Modelo	Logit		Probit		Loglog		Cloglog		Tobit		Linear	
	β	z	β	z	β	z	β	z	β	t	β	t
Constante	,41543	1,18	,26478	1,23	,66469	2,38	-,05530	-0,25	,60771	7,57	,60870	7,39
QME	5,22384	1,22	2,89445	1,18	4,92155	1,33	2,61267	1,24	,94601	1,58	1,32910	2,26
QMD	3,50811	0,75	1,87611	0,70	3,03859	0,75	1,32329	0,59	,32496	0,58	-,20274	-0,38
INT	,75102	3,51	,46201	3,63	,60634	3,36	,46904	3,89	,16541	4,11	,16065	3,89
PROP	-,19548	-2,23	-,11829	-2,19	-,15454	-2,20	-,11759	-2,13	-,04183	-2,23	-,03785	-1,98
ID	-,58706	-1,40	-,34768	-1,34	-,48391	-1,49	-,33542	-1,21	-,11435	-0,89	-,11156	-0,84
ANT	,19002	0,88	,12008	0,88	,15392	0,94	,11831	0,80	,05012	0,89	,05841	1,01
QUALF	,37818	1,64	,23730	1,65	,28782	1,66	,25549	1,62	,09504	1,41	,09539	1,38
TCA	,12915	0,61	,07410	0,58	,10695	0,62	,07090	0,56	,02615	0,68	,02681	0,68
TCPB	-,05591	-0,62	-,03219	-0,59	-,04617	-0,62	-,03095	-0,57	-,01146	-0,69	-,01187	-0,70
POW	,00478	0,06	-,00135	-0,03	,00704	0,11	-,00899	-0,18	-,00291	-0,16	-,00148	-0,08
ROA	13,25512	1,82	8,24436	1,95	10,63756	1,64	8,38936	2,28	2,79260	2,52	2,58601	2,33
ROE	-,51586	-1,48	-,31462	-1,64	-,43814	-1,37	-,28900	-2,04	-,08230	-2,15	-,05913	-1,84
RSK	1,37455	0,74	,84005	0,74	1,14973	0,78	,81548	0,71	,26230	0,73	,21262	0,58
SOLV	-1,22524	-1,40	-,80051	-1,47	-,85446	-1,29	-,95182	-1,62	-,31717	-1,20	-,31692	-1,17
CTI	-,35248	-1,69	-,22237	-1,77	-,27278	-1,62	-,24046	-1,91	-,08937	-2,29	-,08754	-2,19
DIM	,30853	3,13	,20428	3,41	,22589	2,81	,23009	3,86	,08562	3,38	,08636	3,33
CGEO	,01970	0,14	,01086	0,12	,02186	0,19	,00417	0,05	,00459	0,14	,00192	0,06
EMPNB	-,00023	-0,10	-,00020	-0,15	-,00006	-0,03	-,00040	-0,29	-,00014	-0,26	-,00014	-0,25
In L	-61,43508625		-61,42242102		-61,45543147		-61,39207964		142,30075		-	
R ²	0,6443		0,6429		0,6438		0,6422		0,6411		0,6423	

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do STATA

Verifica-se que o modelo de regressão para proporções Logit apresenta os valores mais elevados em relação ao coeficiente de determinação ($R^2 = 64,43\%$), sendo contudo os valores obtidos nos vários modelos bastante similares. O efeito das variáveis explicativas é similar em todos os modelos para todas as variáveis, exceto a variável POW que regista um

efeito positivo nos modelos Logit e Loglog e negativo nos restantes modelos e a variável QMD que regista um efeito negativo no modelo Linear e positivo nos restantes modelos.

É de referir que nos resultados dos modelos fracionais é apresentada a estatística z para a avaliação da significância das variáveis. A estatística z reportada pelo STATA corresponde a $z = \frac{\text{coeficiente } \beta}{\text{erro-padrão}}$ e avalia-se de forma semelhante aos tradicionais t 's⁵⁹.

Todos os modelos registam influência significativa nos níveis de eficiência bietápica global das variáveis INT e PROP (grupo de fatores de competição) e dimensão (DIM). Algumas variáveis do grupo de fatores financeiro, nomeadamente as variáveis ROA, ROE e CTI, também se registam como significativas nos modelos Cloglog, Tobit e Linear.

As variáveis INT, ROA e DIM apresentam influência positiva sobre os níveis de eficiência bietápica global, enquanto as variáveis PROP, ROE e CTI influência negativa.

A dimensão (DIM) constitui uma das variáveis com maior nível de significância e apresenta uma relação positiva com os níveis de eficiência. Tais resultados demonstram que os bancos de maior dimensão apresentam maiores níveis de eficiência global.

O mesmo fenómeno se verifica em relação à variável INT. A percentagem de representações internacionais de balcões afeta os níveis de eficiência global de uma forma positiva, provavelmente porque a maior dispersão de balcões favorece uma maior facilidade na captação de mais recursos junto dos clientes.

Estes resultados são confirmados pelos resultados das variáveis referentes às quotas de mercado que, embora não sejam estatisticamente significativas, também afetam os níveis de eficiência de uma forma positiva. Parece existir evidência que os bancos de maior dimensão, com elevados níveis de empréstimos e maior capacidade de captação de recursos, tendem a registar maiores níveis de eficiência global.

⁵⁹ O *software* SPSS reporta a estatística de Wald, sendo que: $W = z^2 = \left[\frac{\text{coeficiente } \beta}{\text{erro-padrão}} \right]^2$.

Em conformidade com outros estudos nesta temática, regista-se uma relação positiva significativa entre a ROA e os níveis de eficiência. Sufian e Majid (2007) e Casu e Molyneux (2000) também registam uma relação positiva entre os níveis de eficiência e um dos indicadores de rentabilidade e um fraco poder explicativo dos rácios de capital.

A solvabilidade (SOLV) apresenta uma relação inversa com os níveis de eficiência global mas não se apresenta estatisticamente significativa. Também Jackson e Fethi (2000) registaram este tipo de relação. Este facto pode ser explicado pelo *trade-off* de risco-retorno típico do setor bancário, nomeadamente: os bancos que possuem um rácio de adequação de capital mais elevado e carteiras de menor risco, são, provavelmente, menos eficientes porque poderão, eventualmente, preferir carteiras mais seguras (menos risco) e menos rentáveis a carteiras mais rentáveis mas de maior risco.

O efeito negativo registado no rácio CTI é consistente com a teoria financeira geral que defende que baixos níveis de gastos operacionais permitem aumentar a eficiência e, conseqüentemente aumentar a rentabilidade de uma instituição financeira.

Um dos resultados considerado inesperado é a relação negativa significativa entre a variável PROP e os níveis de eficiência global. Os resultados demonstram que os bancos cotados na bolsa portuguesa (ou cujo capital seja maioritariamente detido por um banco cotado) (PROP) apresentam menores níveis de eficiência global. Estes resultados não estão de acordo com os resultados obtidos por outros autores, como Girardone *et al.* (2006) ou Casu e Molyneux (2000) por exemplo, que verificaram que os bancos cotados são os que apresentam um maior nível de eficiência. Efetivamente são diversos os estudos que registam uma relação positiva significativa entre os níveis de eficiência e indicadores relacionados com o valor das cotações bolsistas, o que sugere alguma “mais-valia” em termos de eficiência para os bancos cotados (Casu e Molyneux, 2000) (Girardone *et al.*, 2006) (Beccalli *et al.*, 2006) (Pasourias *et al.*, 2008) (Majid e Sufian, 2009) (Hadad *et al.*, 2011). Esta divergência de resultados poderá ser explicada pela divergência na própria definição da variável, designadamente: enquanto que nos diversos outros estudos este tipo de variável corresponde à classificação exclusiva dos bancos cotados, neste estudo foram também

classificados os bancos cujo capital seja maioritariamente detido por um banco cotado. Desta forma, também foram incluídos nesta classificação bancos de menor dimensão, especializados em determinados segmentos de negócio. Dado que, como referido anteriormente, os bancos de maior dimensão são os mais eficientes em termos de intermediação, esta “quebra” na eficiência pode ser justificada pelo efeito entropia dos bancos de menor dimensão, pertencentes ao mesmo grupo económico.

Um dos resultados a destacar é a relação negativa entre a variável ROE e os níveis de eficiência biotápica global. O atual contexto económico mundial, que tem levado ao aumento de pressões, tanto no âmbito da regulação quanto do mercado, para o aumento dos níveis de capital, revela, implicitamente, o baixo nível de capital dos bancos. Por outro lado, as políticas de redução de gastos, consideradas atualmente como imprescindíveis para a sobrevivência das instituições, promoveu o aumento de resultados e, conseqüentemente, o efeito conjunto destas duas questões, levou ao aumento do ROE nos últimos anos em análise. Se o corte nos gastos não se restringiu a gastos associados apenas a atividades não produtivas e não geradoras de valor acrescentado, ou seja, se os cortes foram aplicados a atividades nucleares e vitais para a prestação de serviços bancários, o efeito destas políticas de restrição orçamental, podem ter afetado, de uma forma bastante negativa, a eficiência global das instituições bancárias.

Os resultados também revelam que bancos com uma maior percentagem de empregados mais jovens (ID) apresentam menores níveis de eficiência. A falta de experiência profissional poderá explicar estes resultados. Tal facto parece confirmar-se com os resultados da variável antiguidade (ANT) que, embora não apresente poder explicativo, apresenta um efeito positivo em todos os modelos.

Dado o elevado número de variáveis independentes sem poder explicativo, ou seja, com níveis de significância abaixo do valor crítico de 1,96⁶⁰, entendeu-se ser necessário apurar apenas as variáveis com poder explicativo significativo sobre as variáveis dependentes. Para tal, foi posteriormente aplicado o procedimento de seleção de variáveis descrito na secção 3.3.3, nomeadamente: a partir do modelo não restrito (composto pelo total de variáveis)

⁶⁰ Valor crítico para um grau de significância de 5%.

ordenar as variáveis por ordem decrescente de significância; compor uma nova regressão constituída apenas com as variáveis consideradas estatisticamente significativas; verificar se esta versão restrita do modelo não resulta da imposição de restrições falsas (de exclusão) através do teste G^2 (para as regressões fracionais e Tobit) e teste F (para a regressão linear); em caso de rejeição da hipótese nula ($H_0: \beta_i = 0$) compor uma nova regressão incluindo a variável seguinte que apresente o maior nível de significância no modelo não restrito (inicial); proceder da mesma forma até que o modelo restrito não rejeite a hipótese nula. Para testar a especificação do modelo restrito obtido aplicou-se o teste RESET, que testa a possibilidade de existirem variáveis importantes excluídas da regressão.

Por exemplo, a aplicação do teste G^2 (*likelihood ratio*) ao modelo Logit relativamente à variável dependente DEABIG, é calculado da seguinte forma: $G^2 = 2 \times (\ln L_{\text{Não-restrito}} - \ln L_{\text{Restrito}})$

$$\text{Ou seja: } G^2 = 2 \times (-61,43508625 - (-64,07356226)) = 5,28$$

Dado que o valor obtido é inferior ao valor crítico do teste do Chi-quadrado para $\alpha=95\%$ e 15 graus de liberdade: $\chi^2_{15}(0,95) = 7,26$

Não se rejeita a hipótese nula:

$$H_0: \beta_i = 0 \quad (i = 1, 2, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 17, 18)$$

Por exemplo, a aplicação do teste F ao modelo Linear relativamente à variável dependente DEABIG:

$$\hat{F} = \frac{(0,6423 - 0,5873) / 12}{(1 - 0,6423) / (156 - 19)} = 1,76$$

Dado que o valor obtido é inferior ao valor crítico para $\alpha=5\%$ e para 12 graus de liberdade do numerador e 137 graus de liberdade do denominador: $F_{12;137}(0,05) = 1,82$

Não se rejeita a hipótese nula:

$$H_0: \beta_i = 0 \quad (i = 2, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14, 17, 18)$$

O quadro 4.13 apresenta os modelos restritos referentes aos diversos tipos de modelos de regressão para o modelo DEABIG.

Verifica-se que os modelos Cloglog e Linear não passam no teste RESET, evidenciando má especificação. O efeito das variáveis explicativas é similar em todos os modelos para todas as variáveis.

Quadro 4.13 Resultado das regressões: DEABIG (modelo restrito)

Modelo	Logit		Probit		Loglog		Cloglog		Tobit		Linear	
	β	z	β	z	β	z	β	z	β	t	β	t
Constante	,37399	6,30	,23283	6,38	,64916	13,77	-,15525	-3,28	,63531	11,58	,66653	22,59
QME									1,29633	7,79	1,15170	7,89
INT	,99438	5,82	,60408	6,02	,81860	5,57	,57870	6,40	,15692	4,44	,17647	5,26
PROP	-,13041	-1,45	-,07728	-1,40	-,10959	-1,54	-,05410	-0,96	-,04790	-3,10	-,04010	-2,61
ANT									,07186	1,55		
QUALF									,09112	1,68		
ROA							6,62107	1,72	2,57987	2,43	,11654	0,12
ROE							-,18713	-0,98	-,08532	-2,24		
SOLV									-,52852	-3,41		
CTI									-,09130	-2,56	-,11033	-2,96
DIM	,88856	8,94	,53802	9,13	,73844	8,70	,54369	10,12	,07741	3,67	,10226	5,08
ln L	-64,07356226		-64,07316266		-64,0732784		-63,92379139		141,09785		-	
G ²	5,28		5,30		5,24		5,06		2,41		R ²	0,5873
Df	15		15		15		13		8		F	1,76
χ^2 (df; 0,05)	7,26		7,26		7,26		5,89		2,73		F(12;137)	1,82
RESET	0,9876		0,9684		0,9399		0,0377		0,3257		0,0183	

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do STATA

Relativamente aos modelos que não evidenciam má especificação: todos os modelos registam uma influência positiva significativa nos níveis de eficiência bietápica global das variáveis INT e DIM. A variável PROP, que regista uma influência negativa, é incluída em todos os modelos mas apenas é estatisticamente significativa no modelo Tobit.

As variáveis QME e ROA apresentam-se positiva e significativamente relacionadas com a eficiência global e as variáveis ROE, SOLV e CTI registam uma influência negativa significativa apenas no modelo Tobit.

Não sendo objetivo principal apurar os valores estimados para os níveis de eficiência DEABIG, mas determinar as variáveis independentes com poder explicativo e respetivo tipo de efeito no indicador de eficiência, apresenta-se a título de exemplo, no quadro 4.14, as formulações dos modelos que não evidenciam má especificação.

Quadro 4.14 Formulação dos modelos para estimar DEABIG

Modelo	G(xθ)	Modelo
Logit	$\frac{e^{x\theta}}{1+e^{x\theta}}$	$E(DEABIG/x) = \frac{e^{0,37399+0,99438 INT-0,13041 PROP+0,88856 DIM}}{1+e^{0,37399+0,99438 INT-0,13041 PROP+0,88856 DIM}}$
Probit	$\Phi(x\theta)$	$E(DEABIG/x) = \Phi(0,23283 + 0,60408 INT - 0,07728 PROP + 0,53802 DIM)$
Loglog	$e^{-e^{-x\theta}}$	$E(DEABIG/x) = e^{-e^{-(0,64916+0,81860 INT-0,10959 PROP+0,73844 DIM)}}$
Tobit	$\Phi\left(\frac{x\theta}{\sigma}\right)x\theta + \sigma\phi\left(\frac{x\theta}{\sigma}\right)$	$x\theta = 0,63531 + 1,29633 QME + 0,15692 INT - 0,0479 PROP + 0,07186 ANT + 0,09112 QUALF + 2,57987 ROA - 0,08532 ROE - 0,52852 SOLV - 0,0913 CTI + 0,07741 DIM$ $E(DEABIG/x) = \Phi\left(\frac{x\theta}{0,0889673}\right)x\theta + 0,0889673\phi\left(\frac{x\theta}{0,0889673}\right)$

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do STATA

A título de exemplo apresenta-se no quadro 4.15 algumas estimativas e tipos de análise que se poderão efetuar para os modelos Logit e Loglog, utilizando os dados de 3 bancos com diferentes características, nomeadamente: o banco BST (banco de grande dimensão cotado na bolsa); o banco DB (banco com poucos balcões não cotado na bolsa) e BMAIS (banco com poucos balcões detido por um grupo financeiro cotado na bolsa).

Quadro 4.15 Estimativas para DEABIG com base nos modelos Logit e Loglog

Modelo	Logit (β)	Loglog (β)	BST Obs 16-05	DB Obs 20-08	BMAIS Obs 06-10
Const	0,373986	0,649160	-	-	-
INT	0,994375	0,818603	0,0254	0,0222	0,0476
PROP	-0,130410	-0,109587	1	0	1
DIM	0,888557	0,738438	1	0	0
DEABIG (real)	-	-	0,7673	0,5869	0,5616
DEABIG (estimado Logit)	-	-	0,7609	0,5977	0,5722
DEABIG (estimado Loglog)	-	-	0,7612	0,5987	0,5708

Fonte: Elaborado pela autora

O valor do nível de eficiência bietápica global estimado pelo modelo Loglog para o banco BST é calculado com base na seguinte expressão:

$$E(DEABIG/x) = e^{-e^{-(0,64916+0,818603 \times 0,0254 - 0,109587 \times 1 + 0,738438 \times 1)}} = 0,7612$$

O valor do nível de eficiência bietápica global estimado pelo modelo Logit para o DB é calculado com base na seguinte expressão:

$$E(DEABIG/x) = \frac{e^{0,373986+0,994375 \times 0,0222 - 0,13041 \times 0 + 0,888557 \times 0}}{1 + e^{0,373986+0,994375 \times 0,0222 - 0,13041 \times 0 + 0,888557 \times 0}} = 0,5977$$

Se o DB aumentasse o seu número de balcões de forma a ser caracterizado como um banco de grandes dimensões (o que representaria mais 5 balcões⁶¹), o nível de eficiência bietápica global estimado seria de:

$$E(DEABIG/x) = \frac{e^{0,373986+0,994375 \times 0,0222 - 0,13041 \times 0 + 0,888557 \times 1}}{1 + e^{0,373986+0,994375 \times 0,0222 - 0,13041 \times 0 + 0,888557 \times 1}} = 0,7832$$

Se o BMAIS investisse numa estratégia de internacionalização e aumentasse a sua rede de representação internacional em 8 balcões⁶², o nível de eficiência bietápica global estimado segundo o modelo Loglog aumentaria para:

$$E(DEABIG/x) = e^{-e^{-(0,64916+0,818603 \times 0,31 - 0,109587 \times 1 + 0,738438 \times 0)}} = 0,6361$$

4.3.1.2 Eficiência de rendibilidade segundo o modelo DEA composto

O quadro 4.16 apresenta os resultados obtidos pela aplicação dos diversos tipos de modelos de regressão a todas as variáveis independentes (modelo não restrito), para o modelo DEA de eficiência composta de rendibilidade (CDEAR).

Quanto ao tipo de relações entre as variáveis, verifica-se que:

⁶¹ A observação regista 45 balcões. Um aumento de mais 5 balcões iria alterar a categoria dimensão para 1 (bancos com mais de 50 balcões).

⁶² A observação regista 1 representação internacional num total de 21 balcões. Um aumento de mais 8 balcões iria promover um peso de $9/29=31\%$ de representação internacional.

- A ROA é a única variável que influencia positiva e significativamente a eficiência de rendibilidade em todos os modelos. As variáveis QME, INT, PROP e ANT também apresentam uma relação positiva com a eficiência de rendibilidade, mas com baixo poder explicativo;
- As variáveis SOLV, CTI, DIM e EMPNB influenciam negativa e significativamente a eficiência de rendibilidade. As variáveis QMD, ID, QUALF, ROE, RSK e CGEO também apresentam uma relação negativa com a eficiência de rendibilidade, mas com baixo poder explicativo.

Quadro 4.16 Resultado das regressões: CDEAR (modelo não restrito)

Modelo	Logit		Probit		Loglog		Cloglog		Tobit		Linear	
	β	z	β	z	β	z	β	z	β	t	β	t
Constante	2,96717	3,88	1,84285	4,03	2,54306	4,18	1,67842	3,71	1,16087	9,37	1,15739	9,18
QME	2,40551	0,89	1,43672	0,88	2,03257	0,88	1,21089	0,78	,41913	0,48	,44365	0,49
QMD	-3,78819	-1,60	-2,24483	-1,57	-3,20067	-1,59	-1,91955	-1,40	-,69807	-0,88	-,72092	-0,88
INT	,18257	0,57	,12283	0,63	,10974	0,40	,17293	0,92	,05566	0,90	,04723	0,75
PROP	,23035	1,56	,13909	1,58	,20782	1,72	,12863	1,54	,05264	1,85	,05238	1,79
ID	-1,74890	-1,77	-1,06466	-1,79	-1,31520	-1,66	-1,11180	-1,88	-,38948	-1,99	-,38681	-1,91
ANT	,48035	0,90	,25791	0,81	,49821	1,20	,12529	0,41	,08388	0,98	,09041	1,02
QUALF	-,06946	-0,11	-,06940	-0,18	,04211	0,08	-,16388	-0,46	-,02999	-0,29	-,01643	-0,16
TCA	,08273	0,25	,04464	0,24	,10516	0,39	,00425	0,03	,00433	0,07	,00742	0,12
TCPB	-,01923	-0,14	-,00968	-0,12	-,03004	-0,26	,00643	0,09	,00129	0,05	-,00008	-0,00
POW	,05280	0,41	,03198	0,41	,05137	0,50	,02149	0,29	,00910	0,32	,01108	0,38
ROA	40,3795	3,30	24,54446	3,57	29,95732	2,70	25,70542	4,32	8,40280	4,98	7,95553	4,69
ROE	-,14620	-1,53	-,08427	-1,42	-,12790	-1,71	-,067045	-1,05	-,02868	-0,60	-,02661	-0,54
RSK	-5,12358	-1,85	-3,07633	-1,81	-3,99316	-1,85	-3,08200	-1,76	-1,03721	-1,88	-1,14777	-2,04
SOLV	-4,52766	-2,17	-2,81785	-2,21	-3,15234	-2,09	-3,27625	-2,40	-,97807	-2,42	-1,01004	-2,44
CTI	-1,46212	-3,22	-,89874	-3,41	-1,08185	-3,01	-,99377	-3,77	-,33937	-5,71	-,32900	-5,38
DIM	-,48030	-2,22	-,29198	-2,26	-,39845	-2,28	-,27630	-2,20	-,09320	-2,41	-,08932	-2,25
CGEO	-,04858	-0,17	-,02068	-0,12	-,08883	-0,38	,02700	0,17	,00709	0,14	,00042	0,01
EMPNB	-,01646	-3,93	-,01017	-4,07	-,01248	-4,15	-,01110	-4,04	-,00363	-4,33	-,00352	-4,07
ln L	-65,02649703		-64,97294796		-65,25801599		-64,71009047		81,037967		-	
R ²	0,4694		0,4718		0,4544		0,4879		0,4830		0,4849	

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do STATA

A significativa relação positiva registada relativamente à variável ROA, que determina uma elevada eficiência de rendibilidade por parte dos bancos mais rentáveis, levou a que se considerasse, por analogia, alguns dos resultados obtidos em estudos empíricos sobre os fatores determinantes da rendibilidade no setor bancário.

O rácio CTI apresenta-se com elevado nível de significância em todos os modelos, apresentando uma relação inversa com os níveis de eficiência. Tais resultados demonstram que os bancos com maior rácio CTI, indicador que reflete especificamente no setor bancário um menor grau de produtividade e eficiência, apresentam menores níveis de eficiência de rendibilidade. Estes resultados são consistentes com os resultados obtidos por Ghosh *et al.* (2003), Hess e Francis (2004) e Mathuva (2009) que registam uma relação negativa entre o rácio CTI e a rendibilidade.

Contudo, a utilidade do rácio CTI tem sido posta em causa por diversos autores, tais como Osborne (1995) por exemplo, que não conseguiu registar uma correlação significativa entre este rácio e a rendibilidade financeira (ROE) num estudo efetuado sobre uma amostra de bancos americanos. Hess e Francis (2004) alertam para o facto de diversos estudos empíricos recentes contestarem a real utilidade deste rácio como um indicador de eficiência bancária.

As variáveis DIM e EMPNB também constituem variáveis significativas, apresentando uma relação inversa com os níveis de eficiência composta de rendibilidade. Tais resultados demonstram que os bancos de maior dimensão e com um maior número de empregados por balcão apresentam menores níveis de eficiência de rendibilidade.

Todos estes resultados são consistentes, dado que seria esperado que os bancos de maior dimensão apresentem, normalmente, um maior nível de gastos de estrutura, quer pelo maior peso dos custos associados às instalações, quer pelo maior nível de custos com pessoal, sendo a ineficiência uma presença constante, devido à dificuldade na gestão de uma estrutura, em muitos casos, demasiado pesada em termos de recursos materiais e humanos.

O risco (RSK), medido com base no custo do capital próprio estimado, embora não estatisticamente significativo, apresenta uma relação negativa com os níveis de eficiência composta de rentabilidade. Segundo Athanasoglou *et al.* (2006) alterações no risco de crédito podem refletir mudanças significativas na carteira de empréstimos dos bancos, o que, conseqüentemente, pode afetar o seu desempenho. Geralmente assiste-se a uma relação negativa entre as variáveis associadas ao risco e a rentabilidade, dado que uma maior exposição ao risco de crédito é normalmente associada a uma diminuição da rentabilidade bancária. Desta forma, é essencial nas instituições financeiras assegurar a qualidade dos empréstimos concedidos a fim de evitar crédito mal parado e, conseqüentemente, maiores níveis de risco e menores níveis de rentabilidade.

Níveis mais elevados de capital sugerem, normalmente, uma posição de menor risco de falência, levando a menores custos de capital, sendo de esperar uma relação positiva entre o rácio SOLV e a rentabilidade. Além disso, um maior nível de capitais pode afetar os níveis de rentabilidade por via dos gastos operacionais. Se os bancos não forem totalmente eficientes em termos de gastos, uma variação dos níveis de capitais próprios pode levar ao aumento de pressão sobre os gestores no intuito de exercer um maior controlo ao nível dos gastos. Se o custo marginal do financiamento por capital próprio exceder o do financiamento por dívida, motivado pelas imperfeições do mercado, então um aumento precipitado do capital, pressionado por parte dos reguladores, pode levar ao aumento da pressão sobre os gestores bancários no sentido de reduzir os gastos operacionais, a fim de compensar o aumento dos gastos de financiamento (Berger, 1994). Por outro lado, outros argumentam que bancos mais eficientes e rentáveis têm maior capacidade para aumentar os níveis de capital, por via dos resultados retidos (Navapan e Tripe, 2003).

Estas justificações poderão, em parte, explicar os resultados obtidos relativamente à variável PROP, que demonstram que os bancos cotados na bolsa portuguesa (ou cujo capital seja maioritariamente detido por um banco cotado) apresentam maiores níveis de eficiência de rentabilidade. A maior exposição pública aos indicadores de mercado poderá condicionar uma maior pressão sobre os gestores bancários a uma gestão mais controlada em termos de indicadores de eficiência e rentabilidade.

Berger (1994) e Berger e Mester (1997) apresentam diversas explicações possíveis para a existência de uma relação positiva entre os indicadores de capital e os indicadores de rentabilidade e de eficiência. Uma das justificações está relacionada com a política de distribuição de dividendos: se os resultados obtidos não forem totalmente distribuídos sob a forma de dividendos, bancos com maiores níveis de lucros apresentam níveis mais elevados de capital em períodos futuros. Maiores níveis de capitais levam à redução do risco de falência, o que promove a redução dos custos de capital e a quantidade de fundos necessários, melhorando assim os níveis de rentabilidade e eficiência. Por outro lado, maiores níveis de capitais retidos promovem maiores oportunidades de expansão. Bancos com maiores níveis de capitais têm margem para correr maiores riscos, por exemplo, em termos de contas extrapatrimoniais.

Contudo, regista-se uma relação negativa significativa entre a variável SOLV e os níveis de eficiência composta de rentabilidade. Este resultado é consistente com a denominada abordagem ortodoxa ou teoria tradicional, baseada no modelo Du Pont para a análise do desempenho de uma empresa, que estabelece uma relação negativa entre os indicadores de capital e a rentabilidade. Navapan e Tripe (2003) também registaram uma relação negativa entre os níveis de capital e os indicadores de rentabilidade. Ghosh *et al.* (2003) argumentam que esta relação é explicada pelo facto de que os bancos são forçados a manter determinados níveis de capitais ajustados aos níveis de risco dos seus ativos. Vários autores referem que esta relação é tão evidente e esperada que nem deveria carecer de comprovação empírica (Berger, 1994) (Navapan e Tripe, 2003) (Athanasoglou *et al.*, 2006).

A ausência de uma relação significativa entre as variáveis referentes às quotas de mercado e a eficiência de rentabilidade, poderá ser explicada recorrendo à hipótese que Hicks (1935) denominada de *Quite Life Hypothesis*. Segundo esta hipótese, os gestores de bancos com uma elevada quota de mercado estão menos motivados para maximizar rendimentos ou minimizar gastos. Desta forma, assiste-se uma relação negativa muito fraca (ou mesmo ausência de relação) entre a eficiência e as variáveis referentes à estrutura do mercado (Hackethal *et al.*, 2012).

Sathye (2001) considera esta hipótese uma hipótese plausível para o setor bancário australiano, dado que este apresenta um elevado nível de concentração, sendo o setor detido maioritariamente por 4 grandes bancos. Na verdade, esta é uma realidade muito similar à que se regista no setor bancário português. Além disso o autor refere que o poder de mercado (mercado com maior nível de concentração) pode afetar de forma negativa a eficiência, dado que neste tipo de mercados os bancos tendem a substituir os tradicionais objetivos de rendibilidade e eficiência por uma maior aversão ao risco e à incerteza.

Estes resultados não são consistentes com os resultados de Gale e Branch (1982), que defendem que a quota de mercado constitui um dos principais fatores determinantes da rendibilidade, por via da obtenção dos benefícios das economias de escala, mas estão de acordo com resultados de estudos mais recentes, tais como os de Coccorese e Pellecchia (2010) e Koetter e Vins (2008).

Os resultados também revelam que bancos com uma maior percentagem de empregados mais jovens (ID) apresentam menores níveis de eficiência de rendibilidade. A falta de experiência profissional poderá explicar estes resultados, que são, de alguma forma, confirmados pelo efeito positivo significativo da antiguidade dos empregados (ANT).

A percentagem de representações internacionais de balcões (INT) afeta os níveis de eficiência de rendibilidade de uma forma positiva. Ruigrok e Wagner (2003) referem a existência de um vasto número de estudos sobre a relação entre a internacionalização e o desempenho das empresas, não sendo esta tão linear quanto os estudos iniciais sugeriam. Embora diversos estudos comprovem a estreita relação, significativamente positiva, entre o sucesso financeiro e o grau de internacionalização, os processos de internacionalização estão sujeitos a elevados riscos e falhas, trazendo tanto custos quanto benefícios, sendo os custos bastante superiores aos benefícios na presença de elevados níveis de internacionalização.

Os principais benefícios normalmente apontados à internacionalização prendem-se com a obtenção de economias de escala e de gama, diluição dos riscos por maior nível de diversificação, transferência de recursos, potencial de integração em estruturas corporativas

por todo o mundo, acesso a sistemas e processos que permitam a aquisição de competências que não estão disponíveis no mercado interno, promoção da aprendizagem organizacional, conhecimento e desenvolvimento a fim de participar de uma forma ativa e competitiva numa rede global.

Por outro lado, a internacionalização envolve normalmente elevados custos e riscos financeiros e políticos que acompanham a expansão externa. Associado ao risco financeiro registam-se fatores como as flutuações cambiais e a inflação e ao risco político a instabilidade governamental que poderá incluir a alteração de leis que afetem o negócio e/ou a propriedade da empresa de forma significativa.

O quadro 4.17 apresenta os modelos restritos referentes aos diversos tipos de modelos de regressão para o modelo CDEAR.

Quadro 4.17 Resultado das regressões: CDEAR (modelo restrito)

Modelo	Logit		Probit		Loglog		Cloglog		Tobit		Linear	
	β	z	β	z	β	z	β	z	β	t	β	t
Constante	2,14936	4,45	1,32214	5,10	1,99237	4,82	1,05252	4,65	1,15807	11,15	1,20372	12,69
QMD									-,35488	-1,66		
INT									,05125	0,91		
PROP									,05245	2,18		
ID									-,39846	-2,11		
ANT									,08218	1,05		
ROA	34,3351	2,03	21,46529	2,51	24,26883	1,65	23,73788	3,52	8,26727	5,30	6,86399	4,43
RSK									-1,06196	-1,96	-1,54661	-2,84
SOLV	-2,60419	-1,72	-1,69939	-1,86	-1,74091	-1,35	-2,13565	-2,39	-,96427	-2,47	-1,41801	-3,74
CTI	-1,62644	-2,82	-,97844	-3,23	-1,17812	-2,49	-1,05458	-3,96	-,34206	-6,25	-,34812	-6,29
DIM	-,31893	-1,87	-,19810	-1,93	-,27296	-1,85	-,19075	-1,96	-,08381	-2,36	-,06846	-2,27
EMPNB	-,01265	-4,44	-,00790	-4,52	-,00965	-4,41	-,00853	-4,64	-,00374	-4,98	-,00280	-4,34
ln L	-66,11494192		-66,0515439		-66,43721806		-65,72905948		80,095253		-	
G ²		2,18		2,16		2,36		2,04		1,89	R ²	0,4214
df		13		13		13		13		7	F	1,41
χ^2 (df; 0,05)		5,89		5,89		5,89		5,89		2,17	F(12;137)	1,82
RESET		0,0000		0,0000		0,0000		0,0020		0,0006		0,0000

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do STATA

Verifica-se que todos os modelos evidenciam má especificação, dado que nenhum modelo passa no teste RESET.

O efeito das variáveis explicativas é similar em todos os modelos para todas as variáveis. Todos os modelos registam uma influência negativa significativa nos níveis de eficiência composta de rendibilidade das variáveis CTI e EMPNB. As variáveis SOLV e DIM também se apresentam como significativas nos modelos Cloglog, Tobit e Linear. A variável ROA regista uma influência positiva significativa em todos os modelos, com exceção do modelo Loglog.

4.3.1.3 A relação entre Rendibilidade, Risco e Eficiência

A fim de caracterizar as relações entre os indicadores de rendibilidade, risco e eficiência, foram aplicadas as regressões, aplicadas anteriormente aos níveis de eficiência, à variável dependente TIER1. As variáveis independentes constituem as pertencentes ao domínio financeiro caracterizadas no quadro 3.7 e os índices de eficiência CDEAR e DEABIG. Neste contexto, considera-se que as variáveis ROA e ROE caracterizam os indicadores de rendibilidade, as variáveis RSK, SOLV e TIER1 os indicadores de risco e as variáveis CTI, CDEAR e DEABIG os indicadores de eficiência.

O quadro 4.18 apresenta os resultados obtidos pela aplicação das regressões ao total de variáveis (modelo não restrito) e o quadro 4.19 os resultados referentes ao modelo restrito, composto pelas variáveis seleccionadas de acordo com o procedimento já descrito anteriormente.

O modelo de regressão para proporções Cloglog apresenta os valores mais elevados em relação ao coeficiente de determinação ($R^2 = 48,4\%$), sendo contudo os valores obtidos nos vários modelos bastante similares (vide quadro 4.18).

Em qualquer dos casos, o efeito das variáveis explicativas é similar em todos os modelos para todas as variáveis. As variáveis ROA e SOLV apresentam uma relação positiva significativa com o rácio TIER1 e as variáveis ROE, CDEAR e DEABIG uma relação negativa

significativa. Contudo, nos modelos restritos a variável ROA apenas se apresenta como significativa nos modelos Loglog, Tobit e Linear. O modelo Linear é o único modelo que evidencia má especificação.

Quadro 4.18 Resultado das regressões: TIER1 (modelo não restrito)

Modelo	Logit		Probit		Loglog		Cloglog		Tobit		Linear	
	β	z	β	z	β	z	β	z	β	t	β	t
Constante	-,9878	-2,16	-,7420	-3,06	-,5053	-2,66	-1,0219	-2,44	,1820	3,73	,1820	3,63
ROA	12,9415	2,10	7,0302	2,07	5,7582	2,07	11,5694	2,16	1,6053	2,70	1,6053	2,63
ROE	-,4128	-6,66	-,2129	-6,38	-,1642	-6,02	-,3866	-6,72	-,0412	-2,45	-,0412	-2,39
RSK	-2,2752	-1,19	-,8261	-0,83	-,2783	-0,36	-2,4892	-1,41	-,0023	-0,01	-,0023	-0,01
SOLV	3,4131	2,76	2,0714	3,02	1,9072	3,33	2,9339	2,67	,5648	4,33	,5648	4,22
CTI	-,1097	-0,66	-,0455	-0,50	-,0250	-0,34	-,1187	-0,80	-,0105	-0,48	-,0104	-0,47
CDEAR	-,6995	-2,46	-,3487	-2,40	-,2530	-2,34	-,6817	-2,53	-,0797	-2,96	-,0797	-2,89
DEABIG	-1,1059	-4,06	-,5560	-3,99	-,4152	-3,89	-1,0485	-4,07	-,1026	-3,42	-,1026	-3,33
In L	-39,19634414		-39,20387764		-39,21172627		-39,1970591		248,41001		-	
R ²	0,4829		0,4798		0,4775		0,4840		0,4727		0,4670	

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do STATA

Quadro 4.19 Resultado das regressões: TIER1 (modelo restrito)

Modelo	Logit		Probit		Loglog		Cloglog		Tobit		Linear	
	β	z	β	z	β	z	β	z	β	t	β	t
Constante	-1,46964	-6,09	-,92661	-7,60	-,58016	-6,40	-1,54079	-6,67	,18165	4,95	,16939	6,32
ROA	12,22632	1,77	6,76800	1,85	5,68851	1,96	10,69932	1,77	1,60417	2,74	1,63965	2,77
ROE	-,36893	-6,35	-,19823	-6,32	-,15996	-6,21	-,33591	-6,43	-,04121	-2,49	-,04122	-2,44
SOLV	4,47550	5,74	2,48202	5,92	2,06052	6,09	4,05198	5,68	,56604	6,96	,56834	6,86
CTI									-,01048	-0,48		
CDEAR	-,59992	-2,43	-,30684	-2,47	-,23290	-2,53	-,57865	-2,44	-,07965	-3,01	-,07421	-3,05
DEABIG	-1,05254	-3,77	-,53724	-3,79	-,40699	-3,79	-,98787	-3,73	-,10262	-3,42	-,09980	-3,33
In L	-39,21539109		-39,21337781		-39,21405232		-39,22372142		248,40994		-	
G ²	0,04		0,02		0,00		0,05		0,00		R ²	0,4662
df	2		2		2		2		1		F	0,11
χ^2 (df; 0,05)	0,103		0,103		0,103		0,103		0,004		F(12;137)	3,06
RESET	0,6017		0,8551		0,7896		0,4857		0,2115		0,0010	

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do STATA

Relativamente às variáveis que caracterizam o risco (RSK e SOLV) evidencia-se o seguinte: o efeito positivo da variável SOLV já seria esperado, dado que a TIER1 constitui um indicador

de solvabilidade bancária. Também o efeito negativo da variável RSK não será surpreendente, dado que bancos com menor TIER1 caracterizam-se como bancos de maior risco. Será eventualmente inesperado o facto de esta variável não ter poder explicativo significativo.

As variáveis que caracterizam a rentabilidade (ROA e ROE) apresentam um efeito contrário sobre a TIER1. Os resultados referentes à variável ROA, refletem que os bancos que melhor gerem os seus ativos apresentam maior solidez financeira. Este resultado reflete verdadeiramente a noção associada à TIER1, que representa o quociente de risco do banco ponderado sobre a totalidade dos seus ativos coberto pelo capital TIER. Os resultados referentes à variável ROE, refletem a relação inversa entre o rácio TIER1 e a rentabilidade financeira, que pode ser explicada por via do efeito de alavancagem.

Uma maior exigência de capitais ou fundos próprios, com vista a reforçar o rácio TIER1 por parte dos acionistas promove, de uma forma natural e matemática, a uma redução da rentabilidade dos capitais próprios, devido à sua forma de cálculo: o mesmo nível de resultados é diluído por um maior nível de capital próprio.

Por outro lado, o rácio TIER1 é o rácio bancário que, em termos conceptuais, mais se assemelha à noção de autonomia financeira aplicada em contexto empresarial. De acordo com a teoria financeira geral, aumentos na autonomia financeira promovem, na presença de efeitos de alavanca positivos⁶³, a reduções na rentabilidade financeira.

Todas as variáveis que caracterizam a eficiência (CTI, CDEAR e DEABIG) apresentam uma relação negativa com a TIER1. Tal facto reflete que para maiores níveis de eficiência se espere menores níveis de solvabilidade. Como já havia sido referido anteriormente, também outros autores registaram este tipo de relação (Jackson e Fethi, 2000) que pode ser explicada pelo *trade-off* de risco-retorno típico do setor bancário, nomeadamente: os bancos que possuem um rácio de adequação de capital (TIER1) mais elevado e carteiras de

⁶³ Está subjacente ao efeito financeiro de alavanca positivo a existência de rentabilidades económicas superiores ao custo de endividamento, pelo que aumentos de dívida permitem a obtenção de maiores rentabilidades de capital próprio.

menor risco, são, provavelmente, menos eficientes porque poderão, eventualmente, preferir carteiras mais seguras (menos risco) e menos rentáveis a carteiras mais rentáveis mas de maior risco.

Não sendo objetivo principal apurar os valores estimados para os TIER1, mas determinar as variáveis independentes com poder explicativo e respetivo tipo de efeito no indicador de solvabilidade, apresenta-se a título de exemplo, no quadro 4.20, as formulações dos modelos que não evidenciam má especificação.

Quadro 4.20 Formulação dos modelos para estimar TIER1

Modelo	Modelo
Logit	$E(TIER1/x) = \frac{e^{-1,47+12,226 ROA-0,369 ROE+4,476 SOLV-0,6 CDEAR-1,053 DEABIG}}{1+e^{-1,47+12,226 ROA-0,369 ROE+4,476 SOLV-0,6 CDEAR-1,053 DEABIG}}$
Probit	$E(TIER1/x) = \Phi(-0,927 + 6,768 ROA - 0,198 ROE + 2,482 SOLV - 0,307 CDEAR - 0,537 DEABIG)$
Loglog	$E(TIER1/x) = e^{-e^{-(0,58+5,689 ROA-0,16 ROE+2,061 SOLV-0,233 CDEAR-0,407 DEABIG)}}$
Cloglog	$E(TIER1/x) = 1 - e^{-e^{(-1,541+10,699 ROA - 0,336 ROE+4,052 SOLV - 0,579 CDEAR-0,988 DEABIG)}}$
Tobit	$x\theta = 0,182 + 1,604 ROA - 0,041 ROE + 0,566 SOLV - 0,01 CTI - 0,08 CDEAR - 0,103 DEABIG$ $E(TIER1/x) = \Phi\left(\frac{x\theta}{0,0492632}\right)x\theta + 0,0492632\phi\left(\frac{x\theta}{0,0492632}\right)$

Fonte: Elaborado pela autora de acordo com os outputs do STATA

4.3.2 Síntese dos resultados sobre os fatores determinantes da eficiência

Tem-se assistido nos últimos anos a uma crescente integração e liberalização dos sistemas bancários europeus, facto que promoveu o aumento da concorrência e deu relevância aos ganhos de eficiência por parte das instituições bancárias. No entanto, diversos autores têm argumentado que este aumento da concorrência pode incentivar os bancos a optar por soluções de maior risco. As entidades reguladoras tentaram contrabalançar esses incentivos, dando um papel mais proeminente ao rácio de adequação de capital. Neste contexto, devido a pressões, tanto no âmbito da regulação quanto do mercado, a maioria dos bancos europeus têm estado sob pressão para aumentar a sua capitalização.

Uma política de redução de gastos, considerada atualmente como imprescindível para a sobrevivência, deve ser implementada de uma forma muito ponderada. É fundamental a redução dos gastos certos e não de quaisquer tipos de gastos. Tem que procurar-se um equilíbrio entre a redução dos gastos e a manutenção da geração de rendimentos, reduzindo primeiramente os gastos referentes a atividades não produtivas e/ou que não geram valor acrescentado. Segundo Seidel e Almqvist (2008) uma das estratégias seguidas pelos bancos europeus mais eficientes foi a manutenção do foco na rentabilidade e não na redução de gastos que provocariam danos graves a atividades e prestação de serviços consideradas nucleares.

A literatura existente sobre a relação entre os níveis de capital de um banco e as suas posições de risco, não é esclarecedora. Por exemplo, os custos de agência e os problemas relacionados com a assimetria da informação, podem ter um impacto significativo sobre os *trade-offs* entre os níveis de risco e os níveis de capital, o que explica porque algumas instituições reagem a maiores exigências de capital, assumindo maiores níveis de risco, enquanto outros reduzem a alavancagem (Altunbas *et al.*, 2007).

Segundo Altunbas *et al.* (2007) coexistem várias hipóteses: por um lado, os níveis de capital e risco são suscetíveis de serem influenciados pelos níveis de eficiência bancária. As entidades reguladoras podem, provavelmente, permitir a um banco eficiente, que demonstre uma boa capacidade de gestão, maiores níveis de alavancagem; por outro lado, um banco menos eficiente pode ser tentado a assumir maiores níveis de risco para compensar retornos perdidos. Desta forma, os níveis de eficiência também podem, por sua vez, ser afetados pelos níveis de risco assumidos. Por exemplo, considera-se que os gestores que não são muito eficientes em avaliar e gerir empréstimos, não são suscetíveis de ser muito eficientes na obtenção de um alto nível de eficiência operacional. Finalmente, um banco pode optar por maximizar lucros a curto prazo, reduzindo os fundos dedicados à atribuição e gestão de empréstimos. Este contexto aumentaria, simultaneamente, os níveis de eficiência e os indicadores de risco, promovendo, apenas no curto prazo, uma relação positiva entre risco e eficiência.

Em resumo e relativamente à natureza dos efeitos ou relações entre as variáveis explicativas e o nível de eficiência bietápica global (DEABIG), pela aplicação dos diversos tipos de modelos de regressão, destacam-se os seguintes resultados:

- Os modelos de regressão fracional mostram evidências de melhor especificação relativamente ao modelo linear;
- Os modelos de regressão para proporções Logit e Loglog apresentam os valores mais elevados em relação ao coeficiente de determinação ($R^2 = 64,4\%$) no modelo não restrito, sendo contudo os valores obtidos nos vários modelos fracionais bastante similares;
- O efeito das variáveis explicativas é similar em todos os modelos para todas as variáveis, exceto para as variáveis QMD e POW, não sendo estas variáveis significativas em nenhum modelo;
- Os modelos restritos registam uma influência positiva significativa nos níveis de eficiência bietápica global das variáveis INT e DIM e negativa não significativa da variável PROP.

A influência positiva significativa das variáveis DIM e INT refletem que os bancos de maior dimensão (DIM) e maior percentagem de representações internacionais de balcões (INT) apresentam maiores níveis de eficiência bietápica global. A maior dispersão de balcões parece favorecer uma maior facilidade na captação de recursos junto dos clientes, estando os bancos portugueses a beneficiar das vantagens competitivas normalmente apontadas à internacionalização.

O facto de a manutenção de uma rede de distribuição composta por numerosos balcões representar, numa perspetiva de gestão de recursos, um maior nível de gastos operacionais, parece contradizer os resultados obtidos. Uma explicação possível poderá assentar no fraco nível de utilização da internet ou de outros meios de comunicação à distância que se regista no setor bancário português. Segundo o estudo de Seidel e Almqvist (2008) os bancos europeus mais eficientes, essencialmente os nórdicos, assentam num elevado grau de utilização da internet como canal de vendas e prestação de outros serviços. Segundo este estudo, Portugal regista uma das mais baixas taxas de utilização da internet na amostra de

bancos analisados. Desta forma, um maior número de balcões é a forma alternativa de compensar a captação de recursos e prestação de serviços junto dos clientes.

Um dos resultados considerado inesperado é a relação negativa entre a variável PROP e os níveis de eficiência. Existe a ideia formada de que os bancos cotados serão, necessariamente, mais eficientes devido à maior exposição pública dos seus indicadores de mercado, o que poderá exercer uma maior pressão sobre os gestores bancários para uma gestão mais controlada em termos de indicadores de eficiência. Tal como foi referido anteriormente, estes resultados inesperados poderão ser explicados pela inclusão nesta classificação dos bancos de menor dimensão pertencentes ao mesmo grupo económico, especializados em determinados segmentos de negócio, que sendo menos eficientes, promovem algum efeito de entropia no processo.

Em resumo e relativamente à natureza dos efeitos ou relações entre as variáveis explicativas e o nível de eficiência composta de rendibilidade (CDEAR), pela aplicação dos diversos tipos de modelos de regressão, destacam-se os seguintes resultados:

- O modelo de regressão para proporções Cloglog apresenta o valor mais elevado em relação ao coeficiente de determinação ($R^2 = 48,8\%$) no modelo não restrito, sendo contudo os valores obtidos nos vários modelos fracionais bastante similares;
- Todos os modelos mostram evidências de má especificação;
- O efeito das variáveis explicativas é similar em todos os modelos para todas as variáveis, exceto para as variáveis QUALF, TCPB e CGEO, não sendo estas variáveis significativas em nenhum modelo;
- A maioria dos modelos restritos regista uma influência negativa significativa nos níveis de eficiência composta de rendibilidade das variáveis SOLV, CTI, DIM e EMPNB e positiva significativa da variável ROA.

Relativamente à relação negativa observada entre as variáveis CTI e EMPNB com os níveis de eficiência CDEAR, esta poderá ser explicada pelo facto de que as instituições que mantêm uma rede de distribuição constituída por numerosos balcões de atendimento (DIM) e

funcionários por balcão (EMPNB) apresentam, geralmente, elevados níveis de gastos operacionais. Nestas instituições, o volume de vendas por balcão é geralmente insuficiente para compensar os respetivos gastos, levando a rácios CTI mais elevados e menores níveis de eficiência.

Os gastos associados à manutenção de um elevado número de balcões, poderão ser compensados por via de um elevado grau de automatização dos processos. Segundo Seidel e Almqvist (2008) foi esta estratégia que permitiu a bancos espanhóis, como o Banco Popular por exemplo, manter uma rede de distribuição constituída por muitos balcões, apenas com três funcionários em cada um.

Será eventualmente o ganho de eficiência obtido por via da utilização das TIC que justifica a significativa relação positiva registada relativamente à variável ROA, que determina uma elevada eficiência composta de rendibilidade por parte dos bancos mais rentáveis em termos económicos.

O estudo complementar da relação entre indicadores de rendibilidade, risco e eficiência, considerando o rácio TIER1 como variável dependente, demonstra que os modelos de regressão fracional e Tobit mostram evidências de melhor especificação relativamente ao modelo linear. As variáveis ROA e SOLV apresentam uma relação positiva com o rácio TIER1 e as variáveis ROE e CDEAR e DEABIG uma relação negativa.

Os resultados relativos aos indicadores de risco apenas confirmam o que seria esperado dada a teoria financeira geral: o efeito positivo da SOLV sobre a TIER1, que constitui ele próprio um indicador de solvabilidade bancária e o efeito negativo da variável RSK, dado que bancos com menor TIER1 se caracterizam como bancos de maior risco. Foi inesperado o facto de esta variável não ter poder explicativo significativo.

Os resultados relativos aos indicadores de rendibilidade também são consistentes com a teoria financeira sobre o efeito de alavancagem. Verifica-se uma influência positiva do ROA sobre a SOLV e uma influência negativa do ROE. Uma maior exigência de capitais ou fundos próprios, com vista a reforçar o rácio TIER1 por parte dos acionistas promove uma redução

do ROE, dado que o mesmo nível de resultados é diluído por um maior nível de capital próprio. Por outro lado, o rácio TIER1 é o rácio bancário que, em termos conceptuais, mais se assemelha à noção de autonomia financeira aplicada em contexto empresarial. De acordo com a teoria financeira geral, aumentos na autonomia financeira promovem reduções na rendibilidade dos capitais próprios por via do efeito financeiro de alavanca.

Os resultados relativos aos indicadores de eficiência apresentam uma relação negativa com a TIER1. Tal facto reflete que para maiores níveis de eficiência se espere menores níveis de solvabilidade.

Diversos estudos sobre eficiência bancária verificam a influência significativa de variáveis, que por motivos de inexistência ou inacessibilidade dos dados, não foram incluídas neste estudo. Acredita-se que variáveis internas, tais como a cultura, tipo de estrutura organizacional, sistemas de prémios e incentivos, grau de automatização de processos, investimentos em TIC e sistemas de informação ou (des)centralização do processo de tomada de decisões e variáveis externas, tais como restrições regulamentares e de mercado, taxas de crescimento económico, inflação, PIB, entre outras, poderiam ajudar a obter modelos com um maior poder explicativo.

A comparação direta dos resultados obtidos em relação aos resultados de outros estudos empíricos foi difícil ou, numa grande parte dos casos, impossível de efetuar, dada a inexistência de estudos que conjuguem a aplicação dos modelos de regressão fracional com os índices DEA complementares no setor bancário. Por um lado desconhece-se a existência de estudos com a utilização de índices DEA complementares, tais como os índices de eficiência bietápica global e eficiência composta no setor bancário; por outro, desconhece-se a aplicação dos modelos de regressão fracionais aos índices DEA complementares. A dificuldade na comparação de resultados deriva do facto de a mesma variável registar efeitos diferentes em diferentes índices de eficiência e/ou em diferentes modelos de regressão, não sendo correta a comparação direta entre estudos com diferentes aplicações metodológicas.

5. CONCLUSÕES

5.1 Principais conclusões

O ano de 2009 marca uma significativa reviravolta no setor bancário, que passou a lidar com uma das maiores crises financeiras das últimas décadas. A maioria dos bancos (62,5%) destruiu valor para os seus acionistas em 2009, apresentando valores negativos para a variável EVA.

Contudo, em termos gerais, os resultados das análises efetuadas aos níveis de eficiência dos principais bancos a operar em Portugal para os anos de 2007 e 2009 são muito similares. Para os modelos DEA tradicionais de eficiência padrão, o teste de Friedman demonstra que os níveis de eficiência obtidos pelos diversos modelos são considerados estatisticamente diferentes, com o modelo de rendibilidade apresentando os níveis de eficiência média mais elevados e o modelo de intermediação os mais baixos.

Verifica-se que quando a amostra principal é dividida em grupos menores e mais homogêneos, na maioria dos casos, a eficiência média e a eficiência mínima aumentam e o desvio-padrão da eficiência diminui. De facto, diversos bancos apresentam um nível mais elevado de eficiência quando analisados num contexto de grupos mais homogêneos.

Regista-se um elevado número de bancos com rendimentos variáveis à escala, em todos os modelos analisados, o que justifica, em parte, a escolha do modelo DEA BCC. A maioria dos bancos de maior dimensão apresenta rendimentos decrescentes à escala, enquanto a maioria dos bancos de pequena dimensão apresenta rendimentos crescentes à escala. Estes resultados são consistentes com diversos outros estudos que concluem que é possível registar ganhos de eficiência até uma determinada dimensão, mas para dimensões excessivamente elevadas a eficiência é menor (Berg *et al.*, 1991) (McAllister e McManus, 1993) (Canhoto, 1996) (Seiford e Zhu, 1999a) (Drake e Hall, 2003) (Lo e Lu, 2006) (Martins, 2009; 2010a).

Diversos modelos registam a existência de bancos tecnologicamente eficientes que não operam na mais eficiente escala de produção, atingindo valores muito baixos de eficiência geral. A média da eficiência técnica pura é geralmente superior à eficiência global, revelando a existência de ineficiências de escala em muitos bancos. As operações de F&A poderiam potenciar o aumento de eficiência nestes casos.

Por outro lado, existem muitos bancos com elevadas eficiências de escala mas com elevadas ineficiências na gestão dos seus recursos. Os níveis de eficiência não-radial são também, em média, muito baixos, revelando a existência de elevadas folgas nos recursos. Em termos gerais, conclui-se que a maioria dos bancos apresenta baixos níveis de eficiência, o que reflete a necessidade de implementar esforços no sentido de melhorar a gestão dos seus recursos.

Parece existir evidência de que os bancos são reconhecidos pelos seus pares de acordo com certas competências.

Quando comparados os níveis de eficiência entre grupos mais homogêneos, parece existir evidência que o fator dimensão/negócio influencia as etapas de produção e intermediação e o fator risco não influencia nenhuma delas.

Comparando os resultados obtidos dos modelos DEA tradicionais com os resultados do modelo bietápico, confirmam-se as conclusões registadas noutros estudos (tais como, Chen e Zhu (2004), Kao e Hwang (2008) e Chen *et al.* (2009a; 2009b; 2009c)), em que se classificam como bancos globalmente eficientes, bancos ineficientes em um, ou em ambos os modelos que compõem cada etapa do modelo bietápico. Este facto reflete a incapacidade dos modelos DEA tradicionais na avaliação da eficiência na presença de processos tipicamente bietápicos, e conseqüentemente interdependentes, caracterizados pela existência de uma medida intermediária. Parece existir evidência que a utilização de modelos bietápicos, ou seja, considerar a existência da variável intermediária Depósitos, comum aos dois modelos, influencia a determinação dos níveis de eficiência.

Tendo em consideração certas características matemáticas do modelo BCC, que permitem a existência de DMU falso-eficientes ou eficientes por defeito, como sustentado por Ali (1993), o contexto em que alguns bancos atingiram a classificação de eficiência foi analisada. Diversos indicadores alternativos revelam, em todos os modelos, a existência de alguns bancos falso-eficientes, dado que os mesmos também registam o nível máximo de eficiência na fronteira DEA invertida e níveis de eficiência composta muito baixos.

O denominado modelo DEA bietápico global calcula o nível de eficiência média global, ponderando os níveis de eficiência obtidos nas etapas de produção e de intermediação. Este modelo regista uma menor dispersão dos níveis de eficiência. É de referir que o índice de eficiência bietápica global ainda não está incorporado no único *software* DEA (DEAFrontier) que integra o modelo bietápico.

Parece existir alguma evidência que a utilização dos níveis de eficiência composta caracteriza maior exigência em termos de *performance*, dado que o teste de Wilcoxon comprova que, na grande maioria dos casos, em todos os modelos, para a fronteira global ou fronteira por grupos, os níveis de eficiência composta apresentam níveis de eficiência mais baixos que os modelos DEA tradicionais (eficiência padrão).

Também as análises em matriz comprovam que o posicionamento dos bancos nos quadrantes de eficiência cruzada é bastante mais exigente, sendo os bancos recolocados em quadrantes de eficiência mais moderada nas matrizes de eficiências compostas.

Aplicando o conceito da tradicional Matriz BCG aos resultados obtidos pelos diversos modelos DEA, observa-se que muitos bancos mudam de quadrante estratégico quando analisados através de modelos tradicionais ou bietápicos. São muito poucos os bancos que registam resultados consistentes em todas as abordagens e sem sombra de dúvida sobre a sua classificação real de eficiência.

A quando da aplicação das diversas regressões econométricas, a fim de identificar os fatores determinantes da eficiência dos bancos em estudo, verificou-se que, relativamente à eficiência bietápica global, os modelos de regressão fracional e Tobit mostram evidências de

melhor especificação relativamente ao modelo linear. Os modelos restritos de regressão para proporções Logit, Probit e Loglog são modelos apropriados para estimar a eficiência bietápica global. O modelo Tobit também não evidencia má especificação.

Todos os modelos mostram evidências de má especificação para estimar a eficiência composta de rendibilidade.

O efeito das variáveis independentes é similar na grande maioria dos modelos para todas as variáveis, salvo uma ou outra exceção. Contudo, as variáveis que escapam à regra não apresentam poder explicativo em nenhum modelo.

As variáveis que parecem exercer maior influência sobre os níveis de eficiência bietápica global são as variáveis internacionalização, dimensão e tipo de propriedade do capital.

Parece existir evidência que os bancos de maior dimensão e maior percentagem de representações internacionais de balcões apresentam maiores níveis de eficiência bietápica global. A maior dispersão de balcões parece favorecer uma maior facilidade na captação de recursos junto dos clientes, estando os bancos portugueses a beneficiar das vantagens competitivas normalmente apontadas à internacionalização.

O efeito negativo da variável que representa o tipo de propriedade do capital e os níveis de eficiência foi, de alguma forma, inesperada, dado que existe uma ideia formada de que os bancos cotados serão, necessariamente, mais eficientes devido à maior exposição pública dos seus indicadores de mercado, o que poderá exercer uma maior pressão sobre os gestores bancários para uma gestão mais controlada em termos de indicadores de produtividade e eficiência. Estes resultados poderão refletir alguma entropia na eficiência causada pelos bancos de menor dimensão pertencentes ao mesmo grupo económico, especializados em determinados segmentos de negócio.

As variáveis que parecem exercer maior influência sobre os níveis de eficiência composta de rendibilidade são as variáveis *cost-to-income*, número de empregados por balcão e

rendibilidade do ativo. A variável dimensão também se revela significativa em alguns modelos.

O facto de algumas instituições manterem uma rede de distribuição constituída por numerosos balcões de atendimento e um elevado número de funcionários por balcão, promove um nível de gastos operacionais mais elevados. Nestas instituições, se o volume de vendas por balcão não compensar os respetivos gastos, serão esperados valores mais elevados para os rácios CTI e menores níveis de eficiência.

Será eventualmente o ganho de eficiência obtido por via da utilização das TIC que justifica a significativa relação positiva registada relativamente à variável de rendibilidade do ativo, que determina uma elevada eficiência composta de rendibilidade por parte dos bancos mais rentáveis em termos económicos. Contudo, o facto de não ter sido possível a integração de variáveis associadas às TIC nos modelos, não permite a confirmação desta suposição.

A quando da aplicação das diversas regressões econométricas, a fim de avaliar as relações entre os indicadores de rendibilidade, risco e eficiência, considerando o rácio TIER1 como variável dependente, verificou-se que os modelos de regressão fracional e Tobit mostram evidências de melhor especificação relativamente ao modelo linear.

Novamente, o efeito das variáveis explicativas é similar em todos os modelos para todas as variáveis. As variáveis rendibilidade do ativo e solvabilidade apresentam uma relação positiva com o rácio TIER1 e as variáveis rendibilidade financeira e níveis de eficiência composta de rendibilidade e bietàpica global uma relação negativa.

Os resultados relativos aos indicadores de risco apenas confirmam o que seria esperado dada a teoria financeira geral: o efeito positivo da solvabilidade sobre a TIER1, que constitui ele próprio um indicador de solvabilidade bancária e o efeito negativo da variável risco, dado que bancos com menor TIER1 se caracterizam como bancos de maior risco. Foi inesperado o facto de esta variável não ter poder explicativo significativo.

Os resultados relativos aos indicadores de rendibilidade também são consistentes com a teoria financeira sobre o efeito de alavancagem. Verifica-se uma influência positiva da rendibilidade do ativo sobre a solvabilidade e uma influência negativa da rendibilidade financeira. Uma maior exigência de capitais ou fundos próprios, com vista a reforçar o rácio TIER1 por parte dos acionistas promove uma redução da rendibilidade dos capitais próprios, dado que o mesmo nível de resultados é diluído por um maior nível de capital próprio. Por outro lado, o rácio TIER1 é o rácio bancário que, em termos conceptuais, mais se assemelha à noção de autonomia financeira aplicada em contexto empresarial. De acordo com a teoria financeira geral, aumentos na autonomia financeira promovem reduções na rendibilidade dos capitais próprios por via do efeito financeiro de alavanca.

Os resultados relativos aos indicadores de eficiência apresentam uma relação negativa com a TIER1. Tal facto reflete que para maiores níveis de eficiência se espere menores níveis de solvabilidade.

5.2 Contribuições do estudo

Para um grande número de empresas a existência de metodologias inadequadas, ou de difícil aplicação, para a estimação do custo do capital próprio, promove a procura de métodos alternativos para a obtenção de variáveis *proxy*, de forma a viabilizar a aplicação de novas abordagens de gestão. A inexistência de informações financeiras específicas sobre a empresa a avaliar promove, frequentemente, a utilização de valores de outras empresas de rendibilidade e risco semelhantes. Esta tarefa é, em muitos casos difícil, ou mesmo impossível, sendo que os resultados obtidos não refletem a realidade da empresa avaliada.

O método alternativo para a estimação do custo do capital próprio proposto neste estudo contorna este problema, uma vez que assenta nas características de rendibilidade e risco da própria empresa, refletidas na sua notação de *rating*, atribuído pelas principais consultoras financeiras mundiais, minimizando enviesamentos nos resultados obtidos. A notação de *rating* está disponível para um grande número de empresas não cotadas, o que permite alargar a aplicação de determinadas metodologias a um maior número de empresas.

A grande maioria dos investidores reconhece elevada qualidade e objetividade às notações de *rating*, devido à boa reputação das agências e à consistência das respetivas análises. Contudo, não é possível eliminar determinados fatores, tais como erros de avaliação do risco, situações pontuais extraordinárias das condições económicas, financeiras ou políticas ou interesses estratégicos específicos, que podem enviesar ou influenciar de forma significativa o justo valor de indicadores envolvidos na análise.

Indiretamente, o modelo alternativo proposto também está sujeito à influência destes fatores. Além disso, a sua aplicação está limitada a empresas com notação de *rating* ou incluídas em grupos empresariais que disponham do mesmo, não constituindo solução para um elevado número de PME. Propõe-se, nestes casos, a utilização alternativa do rácio de solvabilidade.

O modelo alternativo proposto permite desta forma, a um maior número de PME, a estimação, de uma forma simples e acessível, de variáveis consideradas essenciais nos mais recentes modelos de gestão pela criação de valor, nomeadamente o custo do capital próprio e, conseqüentemente, indicadores de criação de valor como o EVA ou o MVA.

Devido a condicionantes matemáticas dos modelos DEA, considera-se essencial a análise do contexto em que foram alcançados os níveis de eficiência máximos pelos bancos considerados eficientes. A análise à eficiência padrão foi complementada recorrendo às noções de super-eficiência, fronteira invertida, eficiência composta, análises contexto-dependente e análises em matrizes cruzadas, com o objetivo de identificar os bancos falso-eficientes. Estas metodologias estão ainda pouco exploradas nos estudos empíricos, provavelmente devido ao facto de serem muito poucos os pacotes comerciais de *software* específicos da metodologia DEA que os incorporam. O estudo comprovou a necessidade e a utilidade destas análises complementares, devido à existência efetiva de numerosos bancos falso-eficientes. Ignorar esta realidade é certamente incorporar graves enviesamentos nos estudos sobre eficiência relativa.

A exploração de modelos DEA alternativos e complementares às abordagens tradicionais de eficiência padrão revelou que modelos, como o da eficiência composta e bietápica, são efetivamente muito mais exigentes e consistentes em termos da avaliação da eficiência bancária.

Um dos principais contributos do estudo foi a criação e aplicação de um modelo bietápico aos principais bancos a operar em Portugal, que permite estimar um índice de eficiência global a partir de 2 etapas, conjugando as tradicionais abordagens de produção (etapa 1) e intermediação (etapa 2) num só modelo, considerando a existência de variáveis intermediárias comuns. Aplicado ao setor bancário, um modelo desta natureza (bietápico) permite avaliar a importância da variável intermediária (Depósitos), principal conetor entre aforradores e investidores e contornar, simultaneamente, o tradicional problema associado à necessidade de escolher entre a aplicação da abordagem de produção ou de intermediação.

Outro dos contributos considerado significativo centra-se na combinação da aplicação dos mais recentes modelos de regressão fracionais aos índices DEA complementares, tais como o índice de eficiência composta e o índice de eficiência bietápica global, dado que não se tem conhecimento de nenhum estudo empírico que envolva esta combinação no setor bancário ou em qualquer outro setor de atividade.

5.3 Limitações e desenvolvimentos futuros

De entre as muitas possibilidades em termos metodológicos e de conteúdo, foram selecionadas as consideradas mais apropriadas ou possíveis de aplicar, face aos dados disponíveis. A primeira grande limitação que se pode identificar para a realização deste estudo foi manifestamente a reduzida dimensão do setor bancário em Portugal. São poucos os bancos que apresentam dados considerados suficientes ou relevantes para serem integrados na amostra. Do pequeno universo de bancos a operar em Portugal, diversos foram excluídos porque não tinham dimensão, dados suficientes ou suficientemente

detalhados face à informação necessária ou não se enquadravam, pela própria natureza da sua atividade, no contexto em estudo.

Por exemplo, do universo de 48 bancos a operar em Portugal em 2007, identificados pela Associação Portuguesa de Bancos, 11 foram excluídos da amostra dado que a natureza das suas funções ou da sua forma jurídica não permitiu a recolha dos dados necessários ao estudo. São exemplos dos bancos excluídos: as sociedades gestoras de participações sociais, algumas sucursais de bancos estrangeiros e instituições cuja atividade é desenvolvida essencialmente em *offshore*.

Esta reduzida dimensão da amostra, inviabilizou a aplicação dos denominados modelos a duas partes, conforme sugerido por Ramalho *et al.* (2010; 2011). Acredita-se que os fatores que influenciam os bancos eficientes poderão ser diferentes dos que influenciam os bancos ineficientes. Considera-se de todo o interesse o desenvolvimento deste tipo de análise. Contudo, a opção pelos modelos DEA complementares que são, pela sua própria natureza matemática, mais exigentes em termos da classificação de eficiência, provocou a obtenção de um número muito reduzido de bancos considerados eficientes. A desproporção entre a dimensão do conjunto de bancos eficientes e ineficientes não permitiu a aplicação desta metodologia.

A inexistência ou inacessibilidade de informações detalhadas consideradas relevantes inviabilizou o apuramento do valor económico acrescentado específico para o setor bancário, conforme sugerido por Fiordelisi e Molyneux (2004). O cálculo do indicador EVA para as instituições financeiras exige alguns ajustamentos específicos. Parece existir evidência que o EVA específico para a banca (EVA_{bkg}^{\otimes}), que é obtido a partir do EVA standard (EVA_{std}^{\otimes}) devidamente ajustado de um conjunto de operações específicas do negócio, possui maior poder explicativo relativamente às variações dos retornos obtidos pelos acionistas.

A mesma dificuldade, na obtenção das informações detalhadas necessárias, inviabilizou a integração de diversas variáveis que se julgam ter poder explicativo significativo sobre os níveis de eficiência. Acredita-se que variáveis internas, tais como a cultura, tipo de estrutura organizacional, sistemas de prémios e incentivos, grau de automatização de processos,

investimentos em TIC e sistemas de informação, (des)centralização do processo de tomada de decisões, grau de satisfação dos clientes e empregados ou qualidade poderiam ajudar a obter modelos com um maior poder explicativo. Diversos autores referem o poder explicativo de variáveis externas, tais como restrições regulamentares e de mercado, taxas de crescimento económico, inflação, PIB, entre outras. Fará eventualmente mais sentido a inclusão deste tipo de variáveis em estudos que envolvam bancos de diversos países, pois acredita-se que afetarão, de uma forma mais ou menos similar, todos os bancos de uma mesma economia.

Tal como já foi referido anteriormente, para cada banco a metodologia DEA define os pesos que maximizam a sua eficiência em relação aos outros. É possível que um determinado banco possa reduzir ao máximo (atribuindo peso nulo) os pesos correspondentes às variáveis nas quais possa apresentar-se bastante ineficiente. A forma de contornar esta limitação, decorrente da própria natureza matemática da metodologia DEA, é a atribuição ou restrição de pesos às variáveis que o investigador considere que possam estar a sub ou sobre contribuir para o cálculo do índice de eficiência. Não foi considerada esta opção tendo em conta a opinião de Avkiran (1999), que refere que a atribuição de restrições aos pesos pode condicionar, significativamente, o processo de otimização, revestindo esta tarefa uma forte componente subjetiva. Além disso, a atribuição de pesos ainda não foi incorporada no único *software* DEA (DEAFrontier) que especifica o modelo de eficiência bietápica.

Quanto à aplicação de regressões econométricas a fim de identificar os fatores determinantes de eficiência, diversos autores referem o facto dos índices DEA serem, eles próprios, valores estimados e não valores diretamente observados. Para além disso, a própria natureza do índice de eficiência DEA como indicador relativo coloca algumas questões metodológicas quanto à necessidade de independência entre variáveis num modelo de regressão. A solução poderá passar pela aplicação de metodologias assentes em técnicas de *bootstrapping*. Contudo, este tipo de técnicas ainda não se encontra devidamente desenvolvida para os modelos de regressão fracional, pelo que não foi possível a sua aplicação.

Os métodos de regressão mais frequentemente utilizados a fim de identificar os fatores determinantes de eficiência, tais como a regressão linear ou Tobit, tendem a apresentar estimadores inconsistentes (enviesados), dado que não têm em consideração a natureza fraccionária dos índices de eficiência DEA.

Os modelos de regressão fracional ultrapassam este problema, permitindo a obtenção de estimadores consistentes. Além disso assume-se que não há heterogeneidade negligenciada nem efeitos fixos. Contudo, a aplicação dos modelos fracionais a dados em painel não garante a eficiência dos estimadores, ou seja, embora os estimadores obtidos possam ser consistentes, poderão não ser os mais precisos.

A comparação direta dos resultados obtidos em relação aos resultados de outros estudos empíricos foi difícil ou, numa grande parte dos casos, impossível de efetuar, dada a inexistência de estudos que conjuguem a aplicação dos modelos de regressão fracional com os índices DEA complementares no setor bancário. Por um lado desconhece-se a existência de estudos com a utilização de índices DEA complementares, tais como os índices de eficiência bietápica global e eficiência composta no setor bancário; por outro, desconhece-se a aplicação dos modelos de regressão fracionais aos índices DEA complementares na banca ou em qualquer outro setor de atividade. A dificuldade na comparação de resultados deriva do facto de a mesma variável registar efeitos diferentes em diferentes índices de eficiência e/ou em diferentes modelos de regressão, não sendo correta a comparação direta entre estudos com diferentes aplicações metodológicas.

Era objetivo inicial deste estudo, avaliar o impacto das operações de F&A na eficiência e produtividade do setor bancário em Portugal. A inexistência de operações significativas de F&A no setor bancário em Portugal nos últimos anos inviabilizou totalmente a concretização deste objetivo. Esta situação revelou-se como inesperada no decorrer da investigação, dada a onda de operações de F&A que haviam sido registadas até meados do ano 2000 e face às previsões para a ocorrência de muitas outras, que eram esperadas pela maioria dos investigadores desta área.

Tendo em consideração as opções que não foram selecionadas para a realização deste estudo, por falta de tempo, espaço, dados ou recursos necessários e as limitações apontadas anteriormente, apresenta-se seguidamente algumas sugestões para desenvolvimento de trabalhos futuros:

- Aumento da base amostral a fim de viabilizar a aplicação dos modelos a duas partes conforme sugerido por Ramalho *et al.* (2010; 2011). O aumento do número de observações poderá ser efetuado incluindo bancos de outros países, uma vez que se prevê difícil a integração de mais anos de atividade relativamente aos bancos a operar em Portugal. A integração de períodos anteriores a 2005 levantará muitas dificuldades na comparabilidade das informações contabilísticas, dado que este ano foi marcado por uma profunda alteração regulamentar relativamente à apresentação de contas, devido à entrada em vigor das Normas Internacionais de Relato Financeiro (NIC/IAS ou IFRS). A instrução nº 23/2004 do Banco de Portugal determinou que as demonstrações financeiras individuais do exercício de 2005 e seguintes passassem a ser elaboradas e apresentadas de acordo com as Normas de Contabilidade Ajustadas (NCA) que correspondem a um quadro de referência relativamente próximo dos IAS/IFRS.
- Análise da influência de outras variáveis associadas à tecnologia, qualidade, cultura e estrutura organizacional. Segundo o estudo de Seidel e Almqvist (2008) sobre a eficiência de 51 grandes bancos europeus, os bancos considerados mais eficientes desenvolveram uma cultura organizacional onde se pretende desenvolver e motivar os funcionários, por via de esquemas de incentivo e formação. Alguns desses bancos criaram um sistema de incentivos que interliga as remunerações com o desempenho, sendo uma parte significativa do salário variável, associada a um sistema de gestão por objetivos. Os bancos mais eficientes mantêm uma estrutura organizacional assente em hierarquias planas, canais de comunicação curtos e simples, minimizando burocracias desnecessárias. Nestes bancos assiste-se também a uma descentralização do processo de tomada de decisões, sendo os mesmos muito flexíveis e rápidos na resposta ao cliente. Por outro lado, parece um facto incontestável o papel crucial das TIC nos processos de ganho de eficiência por parte das instituições bancárias. Segundo o mesmo estudo, os bancos espanhóis e britânicos obtiveram a melhor classificação em termos de

eficiência por via de um elevado grau de automatização de processos e elevados investimentos em sistemas de informação. Os sistemas de informação e as TIC em geral, permitem ganhos de eficiência essencialmente por duas vias: permitem reduzir o envolvimento humano e promovem respostas mais rápidas, mais precisas e com menos erros. A introdução de terminais *self-service*, por exemplo, levou a que muitos dos serviços anteriormente realizados por funcionários pudesse ser realizado pelo próprio cliente, reduzindo a necessidade de recursos operacionais.

- Incorporação de variáveis não-controláveis pelos gestores nos modelos DEA, tais como, níveis de inflação, desemprego, taxas de juro, densidade populacional, nível de concorrência e avaliar o respetivo impacto nos níveis de eficiência composta e bietápica global. Esta incorporação fará mais sentido no contexto de uma base de dados alargada a bancos de outros países, de forma a captar o efeito das condições macroeconómicas e de mercado sobre a eficiência bancária.
- Desenvolvimento em *software* específico para modelos DEA da possibilidade de atribuição de pesos às variáveis incluídas nos modelos de eficiência bietápica e avaliação do impacto nos índices de eficiência bietápica global.
- Desenvolvimento das técnicas de *bootstrapping* aplicadas aos modelos de regressão fracional.
- Aplicação da mesma metodologia de estudo da eficiência, a um único banco ao nível dos diversos balcões. O acesso mais alargado a informações específicas, e normalmente restritas ao público geral, de uma instituição bancária permitiria o cálculo de outro tipo de indicadores, tais como o EVA específico para a banca (EVA_{bkg}^{\otimes}) e a integração de outras variáveis, ligadas às novas tecnologias, por exemplo.
- Análise de evolução por via dos índices de Malmquist, por exemplo, que consiste numa técnica de mensuração da evolução da produtividade e da eficiência ao longo do tempo. O índice de Malmquist permite avaliar as alterações de eficiência entre dois períodos, referidas à mesma fronteira. Os índices mais utilizados para estudos de evolução da

eficiência, em unidades económicas, são essencialmente os seguintes: Tornqvist (índice estocástico criado em 1936) e Malmquist (índice não-estocástico criado em 1953). As abordagens de tipo estocástico assumem que os desvios da fronteira de eficiência são explicados por choques aleatórios e por ineficiência, enquanto as abordagens não-estocásticas assumem que todos os desvios são atribuídos à ineficiência. Segundo Angelidis e Lyroudi (2006) assiste-se, ao longo do tempo, a mudanças na tecnologia de produção, que podem promover deslocações da fronteira de eficiência. Estas deslocações podem ser causadas por aumentos da experiência, de conhecimento, introdução de inovações na gestão ou nos processos produtivos, desregulamentação ou liberalização financeira, aumento da concorrência, etc. que seria interessante avaliar.

- Avaliação do impacto das operações de F&A nos diversos indicadores (eficiência, rentabilidade, criação de valor, etc.) através do modelo bietápico e modelos de eficiência composta. Segundo diversos autores as operações de F&A constituem uma forma válida, rápida e fácil de obter sinergias. Contudo, muitos estudos empíricos revelam múltiplos insucessos ou efeitos neutros das F&A devido aos, geralmente elevados, montantes de custos associados à operação. Segundo Amel *et al.* (2004) existem discrepâncias significativas entre as justificações apresentadas pelos gestores para a concretização da F&A e os impactos efetivamente obtidos. Geralmente são apresentadas como principais motivações para a realização das operações de F&A a obtenção de economias de escala e de gama e melhorias na qualidade da gestão. Contudo, ao analisar operações de F&A realizadas nos bancos dos principais países industrializados do mundo, os autores verificam que os bancos não obtêm melhorias significativas nos indicadores de eficiência pelos custos nem pelos rendimentos e, em média, não conseguem criar valor significativo para os acionistas. Verifica-se alguma evidência na obtenção de economias de escala, mas apenas para empresas de dimensões mais reduzidas e não se verifica uma evidência clara quanto à existência de economias de gama. Os autores argumentam ainda que estas discrepâncias entre as expectativas dos gestores e a evidência empírica podem ser explicadas pelos seguintes fatores: existência de restrições operacionais por via da regulamentação em vigor que dificulte a obtenção de economias de escala e de gama (F&A concretizadas há alguns anos estiveram sujeitas a maiores restrições que as F&A concretizadas recentemente); dificuldades em criar indicadores de avaliação de

eficiência e o facto de muitos benefícios das F&A apenas se refletirem a médio longo prazo, sendo os estudos normalmente realizados com base em indicadores a curto prazo. A maioria dos estudos de impacto das F&A no setor bancário centra-se sobre as questões relacionadas com a eficiência mas não existe consenso quanto aos fatores explicativos das (in)eficiências registadas. Este tipo de estudo apenas seria possível concretizar a partir de uma base de dados alargada a bancos de outros países, dado que são praticamente inexistentes operações significativas de F&A no setor bancário em Portugal nos últimos anos.

BIBLIOGRAFIA

- Abbott, M. e C. Doucouliagos (2003) The efficiency of Australian universities: a data envelopment analysis, *Economics of Education Review*, 22: 1, p. 89-97.
- Adler, Nicole, L. Friedman e Z. Sinuany-Stern (2002) Review of ranking methods in the Data Envelopment Analysis context, *European Journal of Operational Research*, 140, p. 249-265.
- Afonso, António e M. Santos (2008) A DEA approach to the relative efficiency of Portuguese public universities, *Portuguese Journal of Management Studies*, Vol. XIII: 1, p. 67-87.
- Afriat, Sidney (1972) Efficiency estimation of production function, *International Economic Review*, 13: 3, p. 568-598.
- Aigner, D. e S. Chu (1968) On estimating the industry production function, *The American Economic Review*, 58: 4, p. 826-839.
- Aigner, D., A. Lovell e P. Schmidt (1977) Formulation and estimation of stochastic frontier production function models, *Journal of Econometrics*, 6: 1, p. 21-37.
- Al-Delaimi, Khalid e A. Al-Ani (2006) Using Data Envelopment Analysis to measure cost efficiency with an application on Islamic Banks, *Scientific Journal of Administrative Development*, 4, p. 134-156.
- Ali, Agha (1993) Streamlined computation for Data Envelopment Analysis, *European Journal of Operational Research*, 64, p. 61-67.
- Almeida, Abel (1994) *Economias de escala e de gama na banca comercial portuguesa – análise do período 1985-1991*, Dissertação apresentada para obtenção do grau de Mestre em Economia, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Altunbas, Yener, L. Evans e P. Molyneux (2006) *Bank ownership and efficiency*, Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas, disponível em: <http://www.ivie.es/downloads/ws/ireb/ponencia07.pdf>, consultado no dia 7 de fevereiro de 2011.
- Altunbas, Yener, S. Carbo, E. Gardener e P. Molyneux (2007) Examining the Relationships between Capital, Risk and Efficiency in European Banking, *European Financial Management*, 13: 1, p. 49–70.
- Alves, Luís e I. Cruz (2008) *Análise Financeira de Bancos*, Instituto Superior de Gestão Bancária, Associação Portuguesa de Bancos, 13ª edição.
- Amado, Carla (2004) Exploring the use of DEA for formative evaluation in primary care: an application to England, Universidade do Algarve, Faculdade de Economia, *Estudos I*, p. 563-596.

Amel, Dean, C. Barnes, F. Panetta e C. Salleo (2004) Consolidation and efficiency in the financial sector: a review of the international evidence, *Journal of Banking & Finance*, 28: 10, p. 2493-2519.

Angelidis, Dimitrios e K. Lyroudi (2006) Efficiency in the Italian banking industry: Data Envelopment Analysis and neural networks, *International Research Journal of Finance and Economics*, 5, p. 155-165.

Anjos, Maria (2005) *Aplicação da Análise Envolutória de Dados (DEA) no estudo da eficiência económica da indústria têxtil brasileira nos anos 90*, Tese apresentada para obtenção do grau de Doutor em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil.

Associação Portuguesa de Bancos (2005) (2006) (2007) (2008) (2009) (2010) (2011) Boletim Informativo e Estatístico, Volumes nº. 35, 37, 39, 41, 43, 45 e 46, Lisboa.

Athanasoglou, Panayiotis, M. Delis e C. Staikouras (2006) *Determinants of Bank Profitability in The South Eastern European Region*, Working Paper nº 47, Bank of Greece.

Avkiran, Necmi (1999) An application reference for data envelopment analysis in branch banking: helping the novice researcher, *International Journal of Bank Marketing*, 17: 5, p. 206-220.

Ayadi, Felix, A. Adebayo e E. Omolehinwa (1998) Bank performance measurement in a developing economy: an application of Data Envelopment Analysis, *Managerial Finance*, 24: 7, p. 5-16.

Banco de Portugal (2012) *Relatório de Estabilidade Financeira*, Departamento de Estudos Económicos, Lisboa, Maio.

Banco de Portugal (2011) Comunicado relativo a aviso do Banco de Portugal sobre reforço do rácio Core Tier 1 das instituições de crédito, 7 abril de 2011, disponível em: <http://www.bportugal.pt/pt-PT/OBancoeoEurosistema/ComunicadoseNotasdeInformacao/Paginas/comb20110407.aspx>, consultado no dia 8 de outubro de 2012.

Banker, Rajiv e H. Chang (2006) The super-efficiency procedure for outlier identification, not for ranking efficient units, *European Journal of Operational Research*, 175: 2, p. 1311-1320.

Banker, Rajiv, A. Charnes e W. Cooper (1984) Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis, *Management Science*, 30: 9, p. 1078-1098.

Banker, Rajiv, S. Janakiraman e R. Natarajan (2004a) Analysis of trends in technical and allocative efficiency: an application to Texas public school districts, *European Journal of Operational Research*, 154: 2, p. 477-491.

Banker, Rajiv, W. Cooper, L. Seiford, R. Thrall e J. Zhu (2004b) Returns to scale in different DEA models, *European Journal of Operational Research*, 154, p. 345-362.

- Barros, Carlos (2005) Measuring efficiency in the hotel sector. *Annals of Tourism Research*, 32: 2, p. 456-477.
- Barros, Carlos e C. Santos (2006) The measurement of efficiency in Portuguese hotels using Data Envelopment Analysis, *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 30: 3, p. 378-400.
- Barros, Carlos e M. Athanassiou (2004) Efficiency in European Seaports with DEA: Evidence from Greece and Portugal, *Maritime Economics & Logistics*, 6:2, p. 122-140.
- Barros, Pedro e P. Pinho (1994) *Evolução do setor bancário português: uma análise de sobrevivência*, Faculdade de Economia da Universidade Nova de Lisboa (FEUNL), Working Paper Series n.º 223, junho.
- Barros, Pedro e P. Pinho (1995) *Estudos sobre o Sistema Bancário Português*, Edição do Banco Mello.
- Bastos, Norton (1999) *Avaliação de desempenho de bancos brasileiros baseada em criação de valor econômico*, Ibmec São Paulo (Brasil), Financelab, Working Paper 01-1999.
- Bauer, Paul, A. Berger e D. Humphrey (1993) *Efficiency and productivity growth in US Banking, The Measurement of Productive Efficiency: Techniques and Applications*, Oxford University Press, F. Fried, C. Lovell and S. Schmidt edition.
- Bauer, Paul, A. Berger, G. Ferrier e D. Humphrey (1998) Consistency conditions for regulatory analysis of financial institutions: a comparison of frontier methods, *Journal of Economics and Business*, 50: 2, p. 85-114.
- Beccalli, Elena, B. Casu e C. Girardone (2006) Efficiency and stock performance in European Banking, *Journal of Business Finance & Accounting*, 33: 1-2, p. 245-262.
- Becker, João, G. Lunardi e A. Maçada (2002) *Análise de Eficiência dos Bancos Brasileiros: um enfoque nos investimentos realizados em Tecnologia de Informação (TI)*, XXII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, Curitiba, outubro.
- Berg, Sigbjørn, F. Førsund e E. Jansen (1991) Technical efficiency of Norwegian banks: non-parametric approach to efficiency measurement, *The Journal of Productivity Analysis*, 2, p. 127-142.
- Berg, Sigbjørn, F. Førsund, L. Hjalmarsson e M. Suominen (1993) Banking efficiency in the Nordic countries, *Journal of Banking & Finance*, 17, p. 371-388.
- Bergendahl, Göran (1998) DEA and benchmarks - an application to Nordic banks, *Annals of Operations Research*, 82, p. 233-249.
- Berger, Allen (1993) Distribution free estimates of efficiency in the US Banking Industry and tests of the standard distributional assumptions, *Journal of Productivity Analysis*, 4: 3, p. 261-292.

- Berger, Allen (1994) *The relationship between capital and earnings in banking*, Center for Financial Institutions, Working Papers 94-17, Wharton School Center for Financial Institutions, University of Pennsylvania.
- Berger, Allen (1995) The Profit-Structure Relationship in banking - Tests of Market Power and Efficient-Structure Hypotheses, *Journal of Money, Credit and Banking*, 27: 2, p. 404-431.
- Berger, Allen (2002) The economic effects of technological progress: evidence from the banking industry, *Finance and Economics Discussion Series* – Federal Reserve Board, 50.
- Berger, Allen e D. Humphrey (1992) *Measurement and efficiency issues in commercial banking*, Chapter 7 in: output Measurement in the Service Sectors, author Zvi Griliches, University of Chicago Press, p. 245-300.
- Berger, Allen e D. Humphrey (1997) Efficiency of financial institutions: international survey and directions for future research, *European Journal of Operational Research*, 98, p. 175-212.
- Berger, Allen e L. Mester (1997) *Inside the Black Box: What explains differences in the efficiencies of financial institutions?*, Financial Institutions Center, The Wharton School, University of Pennsylvania, Working Paper n.º 04.
- Berger, Allen, G. Hanweck e D. Humphrey (1987) Competitive viability in banking: scale, scope and product mix economies, *Journal of Monetary Economics*, 20: 3, p. 501-520.
- Berger, Allen, W. Hunter e S. Timme (1993) The efficiency of financial institutions: a review and preview of research past, present, and future, *Journal of Banking & Finance*, 17, p.221-249.
- Boame, Attah (2004) The technical efficiency of Canadian urban transit systems, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 40: 5, p. 401-416.
- Borenstein, Denis, J. Becker e V. Prado (2004) Measuring the efficiency of Brazilian post office stores using data envelopment analysis, *International Journal of Operations & Production Management*, 24: 10, p. 1055-1078.
- Bos, J., J. Draulans, D. Kommer e B. Verhoef (2006) An international scorecard for measuring bank performance: the case of Dutch banks, *De Nederlandsche Bank - Occasional Studies*, Volume 4, Number 2.
- Boussofiane, A., R. Dyson e E. Thanassoulis (1991) Applied Data Envelopment Analysis, *European Journal of Operational Research*, 52, p. 1-15.
- Bowlin, W. (1998) Measuring performance: an introduction to Data Envelopment Analysis (DEA), *Journal of Cost Analysis*, 7, p. 3-27.
- Butler, Timothy e L. Li (2005) The utility of returns to scale in DEA programming: An analysis of Michigan rural hospitals, *European Journal of Operational Research*, 161: 2, p. 469–477.

- Butler, Timothy e W. Johnson (1997) Efficiency evaluation of Michigan Prisons using data envelopment analysis, *Criminal Justice Review*, 22: 1, p. 1-15.
- Caiado, Aníbal e J. Caiado (2006) *Gestão de Instituições Financeiras*, Edições Sílabo, Lda., Lisboa.
- Caldeira, Jorge (2001) *Finanças Empresariais - Avaliação de Projetos de Investimento*, Temas A - Z, IAPMEI – Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação, disponível em: <http://www.iapmei.pt/iapmei-art-03.php?id=576>, consultado em 15 de outubro de 2009.
- Camanho, A. e R. Dyson (1999) Efficiency, size, benchmarks and targets for bank branches: an application of data envelopment analysis, *Journal of the Operational Research Society*, 50, p. 903-915.
- Camanho, A. e R. Dyson (2005) Cost efficiency measurement with price uncertainty: a DEA application to bank branch assessments, *European Journal of Operational Research*, 161: 2, p. 432-446.
- Canhoto, Ana (1996) *Technical efficiency in the Portuguese Banking Sector: a non-parametric approach*, Universidade Católica Portuguesa, Working Paper n.º 71.96, março.
- Canhoto, Ana (1999) *Efficiency and competition in portuguese banking: an empirical investigation*, Tese apresentada para obtenção do grau de Doutor em Economia, Universidade Católica Portuguesa, Faculdade de Ciências Económicas e Empresariais.
- Canhoto, Ana e J. Dermine (2000) A non-parametric evaluation of banking efficiency in Portugal: new vs. old banks, *The European Institute of Business Administration*, INSEAD WP 2000/03/FIN.
- Carretta, Alessandro, V. Farina, F. Fiordelisi e P. Schwizer (2008) *Corporate culture and shareholder value in banking industry*, Munich Personal RePEc Archive, MPRA Paper No. 8304, disponível em: http://mpra.ub.uni-muenchen.de/8304/1/MPRA_paper_8304.pdf
- Casu, Barbara e P. Molyneux (2000) *A comparative study of efficiency in European banking*, Financial Institutions Center, Working Papers nº 17.
- Casu, Barbara, C. Girardone e P. Molyneux (2004) Productivity change in European banking: a comparison of parametric and non-parametric approaches, *Journal of Banking & Finance*, 28: 10, p. 2521-2540.
- Chansarn, Supachet (2008) The relative efficiency of Commercial Banks in Thailand: DEA approach, *International Research Journal of Finance and Economics*, 18, p. 53-68.
- Charnes, A., W. Cooper e E. Rhodes (1978) Measuring the efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research*, 2, p. 429-444.
- Charnes, A., W. Cooper e E. Rhodes (1981) Evaluating program and managerial efficiency: an application of Data Envelopment Analysis to program follow through, *Management Science*, 27: 6, p. 668-697.

- Charnes, A., W. Cooper e R. Thrall (1991) A structure for classifying and characterizing efficiency and inefficiency in DEA, *The Journal of Productivity Analysis*, 2, p. 197-237.
- Chen, Tser-Yieth e T. Yeh (1998) A study of efficiency evaluation in Taiwan's banks, *International Journal of Service Industry Management*, 9: 5, p. 402-415.
- Chen, Yao (2005) Measuring super-efficiency in DEA in the presence of infeasibility, *European Journal of Operational Research*, 161, p. 545-551.
- Chen, Yao e J. Zhu (2004) Measuring Information Technology's indirect impact on firm performance, *Information Technology and Management*, 5: 1-2, p. 9-22.
- Chen, Yao, L. Liang e J. Zhu (2009a) Equivalence in two-stage DEA approaches, *European Journal of Operational Research*, 193: 2, p. 600-604.
- Chen, Yao, W. Cook e J. Zhu (2009c) Deriving the DEA frontier for two-stage processes, *European Journal of Operational Research*, in press, doi: 10.1016/j.ejor.2009.05012.
- Chen, Yao, W. Cook, N. Li e J. Zhu (2009b) Additive efficiency decomposition in two-stage DEA, *European Journal of Operational Research*, 196: 3, p. 1170-1176.
- Chortareas, G., G. Garcia e C. Girardone (2009) *Banking Sector Performance in Latin America: Market Power versus Efficiency*, Centre for Global Finance, Working Paper Series N.º 01/09.
- Cinca, Serrano, M. Molinero e C. García (2002) Behind DEA Efficiency in Financial Institutions, University of Southampton, *Discussion Papers in Accounting and Finance*, n.º AF02-7, March.
- Clark, Jeffrey (1988) Economies of scale and scope at depository financial institutions: a review of the literature, *Economic Review of Federal Reserve Bank of Kansas City*, p. 16-33.
- Clark, Jeffrey e T. Siems (2002) X-Efficiency in banking: looking beyond the Balance Sheet, *Journal of Money, Credit, and Banking*, 34: 4, p. 987-1013.
- Coccorese, Paolo e A. Pellicchia (2010) Testing the Quiet Life Hypothesis in the Italian Banking Industry, *Economic Notes*, 39: 3, p. 173-202.
- Coelli, Tim (1996) *A guide to DEAP version 2.1: a data envelopment analysis (computer) program*, Centre for Efficiency and Productivity Analysis, University of New England, Working Paper n. 8, disponível em: <http://www.owl.net.rice.edu/~econ380/DEAP.PDF>
- Coelli, Tim, P. Rao e G. Battese (1998) *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*, Kluwer Academic Publishers.
- Cook, D., Kieschnick e McCullough (2000) *Specification errors in studies of the composition of corporate financing*, University of Mississippi/University of Texas – Dallas /Drexel University, Working Paper.
- Cooper, William, L. Seiford e J. Zhu (2004) *Data Envelopment Analysis: History, Models and Interpretations*, in Handbook on Data Envelopment Analysis, Ed. W.W. Cooper, L.M. Seiford and J. Zhu, Chapter 1, p. 1-39, Kluwer Academic Publishers, Boston.

Cooper, William, L. Seiford e K. Tone (2007) *Data Envelopment Analysis – A comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software*, 2nd Edition, Springer.

Correia, Tânia, A. Brochado e R. Marques (2008) *Aplicação de benchmarking nos serviços de água e de águas residuais portuguesas*, 9º Congresso da Água, Universidade Técnica de Lisboa, Instituto Superior Técnico, 2 a 4 de abril, Estoril.

Costa, Carlos (2012) *O Sistema Financeiro Português e o papel do Banco de Portugal*, Fórum na Área Financeira, Macau, disponível em: <http://www.bportugal.pt/pt-PT/OBancoeoEurosistema/IntervencoesPublicas/Lists/FolderDeListaComLinks/Attachments/167/intervpub20121010.pdf>, consultado a 24 de outubro de 2012.

Demsetz, H. (1973) Industry Structure, Market Rivalry and Public Policy, *Journal of Law and Economics*, 16: 1, p. 1-9.

Doyle, John e R. Green (1994) Efficiency and cross-efficiency in DEA: derivations, meanings and uses, *Journal of the Operational Research Society*, 45: 5, p. 567-578.

Drake, Leigh e M. Hall (2003) Efficiency in Japanese banking: an empirical analysis, *Journal of Banking & Finance*, 27, p. 891-917.

Drummond, Inês e A. Aguiar (2004) Desenvolvimento do sistema financeiro e crescimento económico, *Cadernos do Mercado de Valores Mobiliários*, n.º 18, p. 22-46.

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

Emrouznejad, Ali e E. Thanassoulis (2001) *An Extensive Bibliography of Data Envelopment Analysis (DEA): Volume I to V*, disponível em: <http://www.warwick.ac.uk/~bsrlu>, Business School, University of Warwick, England.

Entani, Tomoe, Y. Maeda e H. Tanaka (2002) Dual models of interval DEA and its extension to interval data, *European Journal of Operational Research*, 136, p. 32-45.

Farrell, M. (1957) The measurement of productive efficiency, *Journal of the Royal Statistical Society*, 120, p. 253-281.

Ferreira, Domingos (2002) *Fusões, Aquisições e Reestruturações de Empresas*, Volume I – Criação de valor, sinergias e insucessos, Lisboa, Edições Sílabo.

Ferreira, João (1990) *A banca portuguesa e o planeamento estratégico*, Faculdade de Economia da Universidade Nova de Lisboa, Working Paper n.º 152.

Ferreira, João (1991) *A revolução financeira e a gestão do risco na empresa bancária*, Faculdade de Economia da Universidade Nova de Lisboa, Working Paper n.º 163.

Ferrier, Gary e C. Lovell (1990) Measuring cost efficiency in banking - econometric and linear-programming evidence, *Journal of Econometrics*, 46: 1-2, p. 229-245.

Ferrier, Gary e V. Valdmanis (1996) Rural hospital performance and its correlates, *Journal of Productivity Analysis*, 7: 1, p. 63-80.

Fethi, Meryem, P. Jackson e T. Weyman-Jones (2000) *Measuring the efficiency of European airlines: an application of DEA and Tobit Analysis*, University of Leicester, Efficiency and Productivity Research Unit.

Fiordelisi, Franco e P. Molyneux (2004) *Measuring Shareholder value in European banking*, University of Wales, Bangor Business School, Working Papers, disponível em: http://sbard.bangor.ac.uk/site_english/pdf/papers/fiordelisi_molyneux.pdf.

Fiordelisi, Franco e P. Molyneux (2006) *Do cost and profit efficiency drive shareholder value? Evidence from European banking*, Financial Management Association International European Conference - Stockholm, June, disponível em: http://www.fma.org/Stockholm/Papers/Fiordelisi_Molyneux_FMA2006.pdf.

Fiorentino, Elisabetta, A. Karmann e M. Koetter (2006) The cost efficiency of German banks: a comparison of SFA and DEA, *Deutsche Bundesbank - Discussion Paper Serie 2: Banking and Financial Studies*, n.º 10/2006.

Fraker, Gregory (2006) *Using Economic Value Added (EVA) to measure and improve bank performance*, Risk Management Association of Arizona, disponível em: <http://www.rmaaz.org/pictures/measuringbankperformance.pdf>

Frei, Frances, P. Harker e L. Hunter (1997) *Inside the black box: what makes a bank efficient?*, The Wharton Financial Institutions Center, Working Paper 97-20-C, University of Pennsylvania.

Freixas, Xavier e J. Rochet (1997) *Microeconomics of Banking*, London, MIT Press.

Fuentes, Rodrigo e M. Vergara (2007) *Is ownership structure a determinant of bank efficiency?*, Central Bank of Chile, Working Papers n.º 456.

Galagedera, Don e P. Edirisuriya (2004) Performance of Indian commercial banks (1995-2002): an application of data envelopment analysis and Malmquist productivity index, *Finance*, EconWPA, n.º 0408006.

Gale, Bradley e B. Branch (1982) Concentration versus market share: which determines performance and why does it matter?, *The Antitrust Bulletin*, 27, p. 83-105.

Ghosh, Saibal, D. Nachane, A. Narain e S. Sahoo (2003) Capital requirements and bank behavior: An empirical analysis of Indian public sector banks, *Journal of International Development*, 15:2, p. 145-156.

Girardone, Claudia, P. Molyneux e E. Gardener (2006) *Analyzing the determinants of bank efficiency: the case of Italian banks*, Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas, disponível em: <http://www.ivie.es/downloads/ws/ireb/ponencia04.pdf>, consultado a 7 de fevereiro de 2011.

- Golany, Boaz e Y. Roll (1989) An application procedure for DEA, *Omega International Journal of Management Science*, 17: 3, p.237-250.
- Grigorian, David e V. Manole (2002) Determinants of commercial bank performance in transition: an application of Data Envelopment Analysis, *World Bank Policy Research Working Paper Series*, Ref. 2850, June.
- Grosskopf, Shawna (1996) Statistical inference and nonparametric efficiency: a selective survey, *The Journal of Productivity Analysis*, 7, p. 161-176.
- Grosskopf, Shawna, D. Margaritis e V. Valdmanis (2004) Competitive effects on teaching hospitals, *European Journal of Operational Research*, 154: 2, p. 515-525.
- Gual, Jordi (1999) *Deregulation, integration and market structure in European banking*, University of Navarra, Research Paper nº 397, October.
- Gugler, Klaus, D. Mueller, B. Yurtoglu e C. Zulehner (2003) The effects of mergers: an international comparison, *International Journal of Industrial Organization*, 21, p. 625-653.
- Gupta, Uma e W. Collins (1997) The impact of information systems on the efficiency of banks: an empirical investigation, *Industrial Management & Data Systems*, 97: 1, p. 10-16.
- Hackethal, A., M. Koetter e O. Vins (2012) Do government owned banks trade market power for slack?, *Applied Economics*, 44: 33, p. 4275-4290.
- Hadad, Muliaman, M. Hall, K. Kenjegalieva, W. Santoso e R. Simper (2011) Banking efficiency and stock market performance: an analysis of listed Indonesian banks, *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 37: 1, p. 1-20.
- Hahn, Franz (2007) Domestic mergers in the Austrian banking sector: a performance analysis, *Applied Financial Economics*, 17, p. 185-196.
- Halkos, George e D. Salamouris (2004) Efficiency measurement of the Greek commercial banks with the use of financial ratios: a data envelopment analysis approach, *Management Accounting Research*, 15, p. 201-224.
- Hess, Kurt e G. Francis (2004) Cost income ratio benchmarking in banking: a case study, *Benchmarking: An International Journal*, 11: 3, p. 303-319.
- Hicks, J. (1935) Annual Survey of Economic Theory: the Theory of Monopoly, *Econometrica*, 3: 1, p. 1-20.
- Hjalmarsson, Lennart, S. Kumbhakar e A. Heshmati (1996) DEA, DFA and SFA: a comparison, *The Journal of Productivity Analysis*, 7, p. 303-327.
- Hoff, Ayoe (2007) Second stage DEA: Comparison of approaches for modeling the DEA score, *European Journal of Operational Research*, 181: 1, p. 425-435.
- Hoose, D. (2010) *The Industrial Organization of Banking – Bank Behavior, Market Structure and Regulation*, Springer.

- Howland, Murray e J. Rowse (2006) Measuring bank branch efficiency using Data Envelopment Analysis: managerial and implementation issues, *Infor*, 44: 1, p. 49-64.
- Humphrey, David (1992) Flow versus Stock indicators of banking output: effects on productivity and scale economy measurement, *Journal of Financial Services Research*, 6, p. 115-135.
- Hwang, Shih-Nan e T. Chang (2003) Using data envelopment analysis to measure hotel managerial efficiency change in Taiwan, *Tourism Management*, 24: 4, p. 357-369.
- Jackson, Peter e M. Fethi (2000) *Evaluating the technical efficiency of Turkish commercial banks: an application of DEA and Tobit analysis*, Efficiency and Productivity Research Unit, University of Leicester.
- Jemrić, Igor e B. Vujčić (2002) *Efficiency of banks in Croatia: a DEA approach*, Croatian National Bank, Working Papers n^o 7.
- Jeon, Yongil e S. Miller (2005) Bank Performance: Market Power or Efficient Structure?, *Department of Economics Working Papers Series*, WP2005-23, University of Connecticut.
- Kao, Chiang e S. Hwang (2008) Efficiency decomposition in two-stage Data Envelopment Analysis: an application to non-life insurance companies in Taiwan, *European Journal of Operational Research*, 185: 1, p. 418-429.
- Kashani, Hossein (2005) Regulation and efficiency: an empirical analysis of the United Kingdom continental shelf petroleum industry, *Energy Policy*, 33: 7, p. 915-925.
- Kimball, Ralph (1998) Economic profit and performance measurement in banking, *New England Economic Review*, July / August, p. 35-53.
- Kirjavainen, Tanja e H. Loikkanen (1998) Efficiency differences of Finnish Senior Secondary Schools: an application of DEA and Tobit analysis, *Economics of Education Review*, 17: 4, p. 377-394.
- Koch, Timothy e S. MacDonald (2003) *Alternative models of bank performance*, Bank Management, 5th edition, South-Western, Thomson Learning.
- Koetter, Michael e O. Vins (2008) The Quiet Life Hypothesis in Banking – Evidence from German Savings Banks, *Working Paper Series: Finance & Accounting*, n.º 190, Johann Wolfgang Goethe – Universität, Frankfurt am Main.
- Kontodimopoulos, Nick e D. Niakas (2005) Efficiency measurement of hemodialysis units in Greece with data envelopment analysis, *Health Policy*, 71: 2, p. 195-204.
- Kooreman, Peter (1994) Nursing home care in the Netherlands: a non-parametric efficiency analysis, *Journal of Health Economics*, 13:3, p. 301–316.
- Krasachat, Wirat (2004) Technical efficiencies of rice farms in Thailand: a non-parametric approach, *The Journal of American Academy of Business*, Cambridge 4:1, p. 64-69.

- Leta, Fabiana, J. Mello, E. Gomes e L. Meza (2005) Métodos de melhora de ordenação em DEA aplicados à avaliação estática de tornos mecânicos, *Investigação Operacional*, 25, p. 229-242.
- Lim, Guan e D. Randhawa (2005) Competition, liberalization and efficiency: evidence from a two-stage banking model on banks in Hong Kong and Singapore, *Managerial Finance*, 31: 1, p. 52-77.
- Liu, Benjamin e D. Tripe (2001) *New Zealand Bank Mergers and Efficiency Gains*, 14th Annual Australasian Finance and Banking Conference, Sydney, December.
- Lo, Shih-Fang e W. Lu (2006) Does size matter? Finding the profitability and marketability benchmark of financial holding companies, *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, 23: 2, p. 229-246.
- Loikkanen, Heikki e I. Susiluoto (2002) *An evaluation of economic efficiency of finnish regions by DEA and Tobit models*, European Regional Science Association - ERSA conference papers, ersa02p23.
- MacDowell, Fernando (2007) Uma aplicação do método de Data Envelopment Analysis - DEA para medir a eficiência operacional dos terminais de contêineres, *Revista Electrónica de Gestão de Negócios*, Universidade Católica de Santos (Brasil), 3: 3, p. 105-128.
- Majid, Muhamed-Zulhibri e F. Sufian (2009) Bank efficiency and share prices in China: empirical evidence from a three-stage banking model, *International Journal of Computational Economics and Econometrics*, 1: 1, p. 23-47.
- Mariano, Sampaio (2002) A eficiência técnica dos colonos na agricultura irrigada do Vale do São Francisco, *Economia Aplicada*, 6: 2, p. 265-285.
- Marinho, Alexandre (2003) Avaliação da eficiência técnica nos serviços de saúde nos municípios do Estado do Rio de Janeiro, *Revista Brasileira de Economia*, 57: 3, p. 515-534.
- Marôco, João (2011) *Análise Estatística com o SPSS Statistics*, 5ª Edição, Report Number.
- Marques, Rui e A. Brochado (2007) *Avaliação da eficiência dos Hospitais Portugueses através de técnicas paramétricas e não paramétricas*, 10ª Conferência Nacional de Economia da Saúde, Associação Portuguesa de Economia da Saúde (APES), Lisboa, 22 a 24 de novembro.
- Martinez-Budria, E., R. Diaz-Armas, M. Navarro-Ibanez e T. Ravelomesa (1999) A study of the efficiency of Spanish port authorities using Data Envelopment Analysis, *International Journal of Transport Economics*, 26: 2, p. 237-253.
- Martins, Ana (2009) Measuring the Efficiency of Banks using a Two-stage DEA Model, *Encontros Científicos – Tourism & Management Studies*, n.º 5, Universidade do Algarve, Escola Superior de Gestão, Hotelaria e Turismo, p. 114-129.
- Martins, Ana (2010a) Banks in Portugal: service producers ou financial intermediaries?, *Encontros Científicos – Tourism & Management Studies*, n.º 6, Universidade do Algarve, Escola Superior de Gestão, Hotelaria e Turismo, p. 131-145.

- Martins, Ana (2010b) Método alternativo para a estimação do custo do capital próprio – aplicação prática aos indicadores de criação de valor, *Revista DosAlgarves*, n.º 19, Universidade do Algarve, Escola Superior de Gestão, Hotelaria e Turismo, p. 18-36.
- Mathuva, D. (2009) Capital Adequacy, Cost Income Ratio and the Performance of Commercial Banks: the Kenyan Scenario, *The International Journal of Applied Economics and Finance*, 3: 2, p. 35-47.
- McAllister, Patrick e D. McManus (1993) Resolving the scale efficiency puzzle in banking, *Journal of Banking and Finance*, 17, p. 389-405.
- McDonald, John (2009) Using least squares and tobit in second stage DEA efficiency analyses, *European Journal of Operational Research*, 197: 2, p. 792-798.
- Meeusen, Wim e J. Broeck (1977) Efficiency estimation from Cobb-Douglas production functions with composed error, *International Economic Review*, 18: 2, p. 435-444.
- Mello, João, E. Gomes, L. Meza, L. Neto e A. Sant'Anna (2005b) Fronteiras DEA difusas, *Investigação Operacional*, 25, p. 85-103.
- Mello, João, L. Meza, E. Gomes e L. Neto (2005a) *Curso de Análise de Envoltória de Dados*, XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - Pesquisa Operacional e o Desenvolvimento Sustentável, setembro 2005.
- Mello, João, L. Meza, E. Gomes, B. Serapião e M. Lins (2003) Análise de envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmark para companhias aéreas brasileiras, *Pesquisa Operacional*, 23: 2, p. 325-345.
- Mendes, Victor (1991) Scale and scope economies in Portuguese commercial banking: the years 1965-88, *Economia*, Vol XV-3, p. 453-490.
- Mendes, Victor (1994) *Eficiência Produtiva no Setor Bancário: uma aplicação do método DEA aos anos 1990-92*, Investigação – Trabalhos em Curso, *Economia*, n.º 42, Faculdade de Economia, Universidade do Porto.
- Mendes, Victor e J. Rebelo (1999) Productive efficiency, technological change and productivity in Portuguese banking, *Applied Financial Economics*, 9, p. 513-521.
- Mendes, Victor e J. Rebelo (2003) Structure and performance in the Portuguese banking industry in the nineties, *Portuguese Economic Journal*, 2, p. 53-68.
- Mensi, Sami (2010) Efficient Structure versus Market Power: Theories and Empirical Evidence, *International Journal of Economics and Finance*, 2: 4, p. 151-166.
- Mester, Loretta (1996) A study of bank efficiency taking into account risk-preferences, *Journal of Banking & Finance*, 20, p. 1025-1045.
- Meza, Lidia e M. Lins (2002) Review of methods for increasing discrimination in Data Envelopment Analysis, *Annals of Operations Research*, 116, p. 225-242.

- Meza, Lidia, J. Mello, E. Gomes e A. Fernandes (2007) Seleção de variáveis em DEA aplicada a uma análise do mercado de energia elétrica, *Investigação Operacional*, 27, p. 21-36.
- Meza, Lidia, L. Neto, J. Mello e E. Gomes (2005) ISYDS – Integrated System for Decision Support (SIAD – Sistema Integrado de Apoio à Decisão): A software package for Data Envelopment Analysis model, *Investigação Operacional*, 25: 3, p. 493-503.
- Molyneux, Phil (2004) *Technical change, costs and profits in European banking*, University of Essex - Department of Accounting, Finance & Management - Finance Centre Seminars, Spring.
- Molyneux, Philip e J. Thornton (1992) Determinants of European Bank Profitability: a note, *Journal of Banking & Finance*, 16: 6, p. 1173-1178.
- Moreira, Sara (2008) Análise da eficiência dos Hospitais-empresa: uma aplicação da Data Envelopment Analysis, Banco de Portugal, *Boletim Económico*, Primavera.
- Nasierowski, W. e F. Arcelus (2003) On the efficiency of national innovation systems, *Socio-Economic Planning Sciences*, 37: 3, p. 215-234.
- Nath, Prithwiraj, A. Mukherjee e M. Pal (2001) Identification of linkage between strategic group and performance of Indian commercial banks: a combined approach using DEA and Co-Plot, *The International Journal of Digital Accounting Research*, 1: 2, p. 125-152.
- Navapan, Kobpong e D. Tripe (2003) *An Exploration of the relationship between Bank Capital Levels and Return on Equity*, Proceeding of the 16th Australasian Finance and Banking Conference, Centre for Banking Studies, December.
- Neal, Penny (2004) X-efficiency and productivity change in Australian banking, *Australian Economic Papers*, 43: 2, p. 174-191.
- Neves, João (2002) *Avaliação de Empresas e Negócios*, McGraw Hill, Portugal.
- Osborne, Jon (1995) A case of mistaken identity: the use of expense/revenue ratios to measure ratios to measure bank efficiency, *Journal of Applied Corporate Finance*, 8: 2, p. 55-59.
- Papke, Leslie e J. Wooldridge (1996) Econometric methods for fractional response variables with an application to 401(k) plan participation rates, *Journal of Applied Econometrics*, 11: 6, p. 619-632.
- Pasiouras, Fotios, A. Liadaki e C. Zopounidis (2008) Bank efficiency and share performance: evidence from Greece, *Applied Financial Economics*, 18: 14, p. 1121-1130.
- Pereira, A. (2006) Economies of scale in blood banking: a study based on data envelopment analysis, *Vox Sanguinis*, 90: 4, p. 308-315.
- Pinho, Manuel (2004) A atividade bancária, *Revista da Banca*, n.º 58, p. 5-24.

Pinho, Paulo (1995) *Economias de escala e eficiência produtiva na banca portuguesa – uma revisão da literatura*, Faculdade de Economia da Universidade Nova de Lisboa, Working Paper n.º 241, janeiro.

Pinho, Paulo (1999) *Reprivatizações e eficiência no sistema bancário português*, Ministério das Finanças e da Administração Pública, Direção-Geral de Estudos e Previsão, Documento de Trabalho n.º 13, setembro.

Pinho, Paulo (2001) Using accounting data to measure efficiency in banking: an application to Portugal, *Applied Financial Economics*, 11, p. 527-538.

Portela, Maria e A. Camanho (2007) *Performance assessment of Portuguese secondary schools*, Universidade Católica Portuguesa, Faculdade de Economia e Gestão, Working Paper n.º 7, Porto.

Portela, Maria e E. Thanassoulis (2007) Comparative efficiency analysis of Portuguese bank branches, *European Journal of Operational Research*, 177, p. 1275-1288.

Ramalho, Esmeralda, J. Ramalho e J. Murteira (2011) Alternative estimating and testing empirical strategies for fractional regression models, *Journal of Economic Surveys*, 25: 1, p. 19-68.

Ramalho, Esmeralda, J. Ramalho e P. Henriques (2010) Fractional regression models for second stage DEA efficiency analyses, *Journal of Productivity Analysis*, 34: 3, p. 239-255.

Ramalho, Joaquim e J. Silva (2009) A two-part fractional regression model for the financial leverage decisions of micro, small, medium and large firms, *Quantitative Finance*, 9: 5, p. 621-636.

Rappaport, Alfred (1998) *Creating Shareholder Value - a guide for managers and investors*, 2ª Edição, Free Press, New-York.

Ray, Subhash (1988) Data Envelopment Analysis, Nondiscretionary inputs and efficiency: an alternative interpretation, *Socio-Economic Planning Sciences*, 22: 4, p. 167-176.

Ray, Subhash (1991) Resource-use efficiency in public schools: a study of Connecticut Data, *Management Science*, 37: 12, p. 1620-1628.

Resti, Andrea (1997) Evaluating the cost-efficiency of the Italian banking system: what can be learned from the joint application of parametric and non-parametric techniques, *Journal of Banking & Finance*, 21, p. 221-250.

Ribeiro, Maria (2006) *Economia de escala e de gama e os efeitos da concentração na eficiência bancária*, Tese de Doutoramento, Biblioteca da Universidade do Minho, ref. 1822/6098.

Rios, Leonardo e A. Maçada (2006) *Medindo a eficiência relativa das operações dos terminais de contêineres do Mercosul utilizando a técnica de DEA e regressão Tobit*, 30º Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração (EnANPAD), Brasil – Salvador, Anais XXV EnANPAD, setembro.

- Roll, Y. e Y. Hayuth (1993) Port performance comparison applying DEA, *Maritime Policy and Management*, 20: 2, p. 153-161.
- Ruggiero, John (1998) Cost efficiency in the provision of educational services: an application of data envelopment analysis, *The Journal of Cost Analysis*, Fall, p. 53-71.
- Ruigrok, Winfried e H. Wagner (2003) Internationalization and Performance: an Organizational Learning Perspective, *Management International Review*, 43: 1, p. 63-83.
- Saha, Asish e T. Ravisankar (2000) Rating of Indian commercial banks: a DEA approach, *European Journal of Operational Research*, 124: 1, p. 187-203.
- Sanjeev, Gunjan (2007) Does banks' size matter in India?, *Journal of Services Research*, 6: 2, p. 135-144.
- Sarkis, Joe (2007) Preparing your data for DEA, in *Modeling data irregularities and structural complexities in Data Envelopment Analysis*, Chapter 17, Edited by Joe Zhu and Wade D. Cook, Springer.
- Sathye, Milind (2001) X-efficiency in Australian banking: an empirical investigation, *Journal of Banking & Finance*, 25, p. 613-630.
- Sathye, Milind (2005) Market Structure and Performance in Australian Banking, *Review of Accounting and Finance*, 4: 2, p. 107-122.
- Scheraga, Carl (2004) Operational efficiency versus financial mobility in the global airline industry: a data envelopment and Tobit analysis, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 38: 5, p. 383-404.
- Seelanatha, Lalith (2010) Market Structure, Efficiency and Performance of Banking Industry in Sri Lanka, *Banks and Bank Systems*, 5: 1, p. 20-31.
- Seidel, Gerrit e E. Almqvist (2008) *Value in Focus - Achieving cost-efficiency in the European banking sector*, Arthur D. Little – Financial Services.
- Seiford, Lawrence e J. Zhu (1999a) Profitability and marketability of the top 55 US commercial banks, *Management Science*, 45: 9, p. 1270-1288.
- Seiford, Lawrence e J. Zhu (1999b) Infeasibility of super-efficiency Data Envelopment Analysis models, *Infor*, 37: 2, p. 174-187.
- Senra, Luis, L. Nanci, J. Mello e L. Meza (2007) Estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA, *Pesquisa Operacional*, 27: 2, p. 191-207.
- Shao, Benjamin e W. Lin (2002) Technical efficiency analysis of information technology investments: a two-stage empirical investigation, *Information & Management*, 39:5, p. 391-401.
- Shepherd, W. (1986) Tobin's q and the Structure-Performance Relationship: comment, *The American Economic Review*, 76: 5, p. 1205-1210.

- Sherman, H. David e F. Gold (1985) Bank branch operating efficiency – evaluation with Data Envelopment Analysis, *Journal of Banking and Finance*, 9, p. 297-315.
- Silva, Victor (2003) Competitividade em tempo de mudança: uma banca diferente surgiu nas décadas de 80 e 90, *Revista da Banca*, n.º 55, p. 5-56.
- Simar, Léopold e P. Wilson (2007) Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes, *Journal of Econometrics*, 136: 1, p. 31-64.
- Simar, Léopold e P. Wilson (2008) Statistical inference in nonparametric frontier models: recent developments and perspectives, *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth*, Chapter 4, Edited by Fried, Harold; Lovell; Schmidt, Oxford University Press, p. 421-521.
- Smirlock, Michael (1985) Evidence on the (Non) Relationship Between Concentration and Profitability in Banking, *Journal of Money, Credit and Banking*, 17: 1, p. 69-83.
- Soteriou, Andreas e S. Zenios (1999) Using data envelopment analysis for costing bank products, *European Journal of Operational Research*, 114: 2, p. 234-248.
- Souza, Geraldo, R. Staub e B. Tabak (2004) *Assessing the significance of factors effects in output oriented DEA measures of efficiency: an application to Brazilian banks*, Sociedade Brasileira de Finanças, Encontro IV.
- Sufian, Fadzlan e M. Majid (2007) Bank Mergers Performance and the Determinants of Singaporean Banks Efficiency – an application of two-stage banking models, *Gadjah Mada International Journal of Business*, 9: 1, p. 19-39.
- Tabak, Benjamin, K. Krause e G. Portella (2005) Eficiência bancária: o valor intrínseco na função de produção, *Revista de Administração*, Universidade de São Paulo, Brasil, 40: 4, p. 361-379.
- Tavares, Gabriel (2002) *A bibliography of Data Envelopment Analysis (1978-2001)*, Rutgers Center for Operations Research, Rutgers University, RRR 01-02, January.
- Thanassoulis, Emmanuel (2003) *Introduction to the Theory and Application of Data Envelopment Analysis: a foundation text with integrated software*, 2nd Edition, Kluwer Academic Publishers.
- Thanassoulis, Emmanuel, M. Portela e O. Despić (2008) Data Envelopment Analysis: The Mathematical Programming Approach to Efficiency Analysis, *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth*, Chapter 3, Edited by Fried, Harold; Lovell; Schmidt, Oxford University Press, p. 251-420.
- Thanassoulis, Emmanuel, R. Dyson e M. Foster (1987) Relative efficiency assessments using Data Envelopment Analysis: an application to data on rates departments, *Journal of the Operational Research Society*, 38: 5, p. 397-411.
- Tobin, James (1958) Estimation of relationship for limited dependent variables, *Econometrica*, 26: 1, p. 24-36.

- Tongzon, José (2001) Efficiency measurement of selected Australian and other international ports using Data Envelopment Analysis, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 35: 2, p. 107-122.
- Tortosa-Ausina, Emili (2002) Bank cost efficiency and output specification, *Journal of Productivity Analysis*, 18, p. 199-222.
- Turner, Hugh, R. Windle e M. Dresner (2004) North American containerport productivity: 1984–1997, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 40: 4, p. 339-356.
- Uyemura, Dennis, C. Kantor e J. Pettit (1996) EVA for Banks: Value Creation, Risk Management, and Profitability Measurement, *Journal of Applied Corporate Finance*, 9: 2, p. 94-113.
- Vasconcellos, Vinicius, A. Canen e M. Lins (2006) Identificando as melhores práticas operacionais através da associação Benchmarking-DEA: o caso das refinarias de petróleo, *Pesquisa Operacional*, 26: 1, p. 51-67.
- Vaz, Maurício (2000) Aplicação DEA à Análise da Eficiência de Estações de Correios, *Casos de Aplicação da Investigação Operacional*, Caso 19, McGraw-Hill, Portugal.
- Walden, John e J. Kirkley (2000) *Measuring technical efficiency and capacity in fisheries by Data Envelopment Analysis using the general algebraic modeling system (GAMS): a workbook*, National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), Northeast Fisheries Science Center, Technical Memorandum, NMFS-NE-160, October.
- Wang, Chien, R. Gopal e S. Zionts (1997) Use of DEA in assessing Information Technology impact on firm performance, *Annals of Operations Research*, 73, p. 191-213.
- Ward, Peter, J. Storbeck, S. Mangum e P. Byrnes (1997) An analysis of staffing efficiency in U.S. manufacturing: 1983 and 1989, *Annals of Operations Research*, 73: 1, p.67-89.
- Watcharasriroj, Budsakorn e J. Tang (2004) The effects of size and information technology on hospital efficiency, *The Journal of High Technology Management Research*, 15:1, p. 1-16.
- Weill, Laurent (2004) Measuring cost efficiency in European banking: a comparison of frontier techniques, *Journal of Productivity Analysis*, 21, p. 133-152.
- Wise, Peter (2005) Liberalisation drives success, *The Banker*, Supplements – Western Europe – Portugal: New opportunities, May, p. 74.
- Xue, Mei e P. Harker (1999) *Overcoming the inherent dependency of DEA efficiency scores: a bootstrap approach*, Working Paper n.º 17, Wharton Financial Institutions Center, University of Pennsylvania.
- Xue, Mei e P. Harker (2002) Ranking DMUs with infeasible super-efficiency DEA models, *Management Science*, 48: 5, p. 705-710.

Yang, Jingtao (2005) *Quantifying the technical efficiency of Canadian paratransit systems using Data Envelopment Analysis method*, Master of Applied Science, Faculty of Engineering, University of Waterloo.

Yang, Zijiang (2006) A two-stage DEA model to evaluate the overall performance of Canadian life and health insurance companies, *Mathematical and Computer Modelling*, 43: 7-8, p. 910-919.

Yavas, Burhan e D. Fisher (2006) Performance evaluation of commercial bank branches using Data Envelopment Analysis, *Journal of Business & Management*, 11: 2, p. 89-102.

Young, David e S. O'Byrne (2001) *EVA and Value-Based Management – A practical guide to implementation*, McGraw-Hill.

Yue, Piyu (1992) *Data Envelopment Analysis and commercial bank performance: a primer with applications to Missouri banks*, Federal Reserve Bank of St. Louis, January, p. 31-45.

Zhu, Joe (2001) Super-efficiency and DEA sensitivity analysis, *European Journal of Operational Research*, 129, p. 443-455.

Zhu, Joe (2009) *Quantitative Models for Performance Evaluation and Benchmarking – Data Envelopment Analysis with Spreadsheets*, 2nd Edition, Springer.