

Investimento em Tecnologia da Informação e seu impacto na eficiência das empresas: um estudo envolvendo Análise Envoltória de Dados (DEA)

Luis Eduardo Madeiro Guedes

Íris Firmino Cardoso

Miriam Cardoso Costa

Patrícia Furst

Resumo:

Várias empresas vêm buscando aperfeiçoamento em seus processos visando uma melhora da sua performance, tanto na gestão de custos quanto na geração de receitas. Neste sentido o investimento em tecnologia vem se mostrando fundamental na busca pela eficiência. O objetivo central do trabalho é balizar a tomada de decisão de investimento em Tecnologia de Informação (TI) em quatro Pontos: Equipamento, Treinamento, Capacidade de Armazenamento de Informação e Recursos Humanos. Desta forma é importante avaliar estas empresas de maior destaque (benchmarks) com o objetivo de identificar quais aspectos destas causam maiores impactos em seu resultado, construindo assim um modelo de distribuição do investimento em TI que possa ser utilizado, na visão estratégica do planejamento das políticas de investimento das empresas, com o objetivo de alcançar a eficiência.

Área temática: *Aplicação de Modelos Quantitativos na Gestão de Custos*

Investimento em Tecnologia da Informação e seu impacto na eficiência das empresas: um estudo envolvendo Análise Envoltória de Dados (DEA)

Luis Eduardo Madeiro Guedes (COPPE/UFRJ) – guedes1970@uol.com.br

Íris Firmino Cardoso (ENCE) – iriscardoso@gmail.com

Miriam Cardoso Costa (ENCE) – miriamcardc@gmail.com

Patrícia Furst (ENCE/IBGE) – patricia@ibge.org.br

Resumo

Várias empresas vêm buscando aperfeiçoamento em seus processos visando uma melhora da sua performance, tanto na gestão de custos quanto na geração de receitas. Neste sentido o investimento em tecnologia vem se mostrando fundamental na busca pela eficiência. O objetivo central do trabalho é balizar a tomada de decisão de investimento em Tecnologia de Informação (TI) em quatro pontos: “Equipamento”, “Treinamento”, “Capacidade de Armazenamento de Informação” e “Recursos Humanos”. Desta forma é importante avaliar estas empresas de maior destaque (benchmarks) com o objetivo de identificar quais aspectos destas causam maiores impactos em seu resultado, construindo assim um modelo de distribuição do investimento em TI que possa ser utilizado, na visão estratégica do planejamento das políticas de investimento das empresas, com o objetivo de alcançar a eficiência.

Palavras-chave Análise Envoltória de Dados, DMU Artificial, Investimento em TI, Análise de desempenho de empresas.

Área Temática: Aplicação de Modelos Quantitativos na Gestão de Custos.

1. Introdução

Nos últimos anos diversos setores da economia mundial vêm sendo marcados pelo alto nível de concorrência. Sabendo que as maiores companhias vêm conseguindo maior destaque no mercado, as demais empresas buscam uma estratégia para atingir um nível similar de desempenho e garantir a competitividade no mercado. Neste sentido o investimento em tecnologia vem se mostrando fundamental nessa busca pela eficiência.

Segundo Graeml (1998), é importante que os executivos saibam como usar a Tecnologia de Informação (TI) e transformá-la em um diferencial competitivo sustentável, garantindo uma posição ao lado das empresas mais bem sucedidas no mercado. Para isso faz-se necessário um planejamento adequado da utilização dessa ferramenta.

O presente estudo faz uso da metodologia DEA (*Data Envelopment Analysis*) com o objetivo de discriminar algumas empresas como Eficientes e Ineficientes. Com esse resultado serão destacadas as empresas consideradas eficientes na análise, observando o planejamento de investimento utilizado por cada uma para garantir a sua eficiência, além de verificar quais decisões tomadas pelas empresas ineficientes possam ter causado esse desempenho.

Este trabalho está estruturado em seis partes, a primeira parte é voltada ao Investimento em TI e a importância do seu planejamento correto, seguido de uma breve descrição da metodologia DEA suas limitações e vantagens; posteriormente são descritos alguns trabalhos já realizados sobre a utilização dessa metodologia na avaliação de empresas e de Investimento em TI; a quarta parte descreve o processo de obtenção e tratamento da base

de dados e, antes da análise final dos resultados, é introduzido o conceito de DMU Artificial empregado neste trabalho visando uma análise mais crítica dos resultados.

2. Planejamento de Investimento em TI

Segundo Graeml (1998), a necessidade de um alto nível de investimento em Tecnologia de Informação para o sucesso de uma empresa é um conceito comumente difundido, porém é essencial que os executivos saibam distinguir as diferenças entre “gastar” e “investir” em TI.

O conceito de despesa estando normalmente associado a gastos necessários e de resultado imediato afeta negativamente a visão dos executivos em relação ao objetivo principal que os leva a investir em TI. Ao considerar esse setor como uma despesa necessária, por muitas vezes, os tomadores de decisões gastam quantias muito altas não obtendo o retorno esperado; o que leva à falsa impressão de que a Tecnologia de Informação não influencia no melhor desempenho da empresa.

Deve-se ter em mente que os investimentos em tecnologia podem levar algum tempo para agregar valor a empresa; desta forma o processo de decisão não deve ser tomado somente com base numa análise custo/benefício, mas estudado e planejado cuidadosamente a estratégia que se quer seguir.

É justamente no aspecto de planejamento desse setor que os executivos devem concentrar suas atenções. Num mercado onde qualquer empresa pode ter acesso à tecnologia, ainda que não de ponta, a utilização adequada desse recurso é essencial para transformar a TI em uma ferramenta eficaz no desempenho de uma empresa.

3. Metodologia

O CCR, modelo originário das técnicas de DEA, define a eficiência como a soma ponderada dos *outputs* dividido pela soma ponderada dos *inputs*. Essa definição exige que um conjunto de pesos seja atribuído, o quê, considerando que esse conjunto deve ser aplicado a todas as DMU's, torna-se uma tarefa bastante complicada. Charnes, Cooper e Rhodes (1978) apresentaram uma resolução para este problema, argumentando que cada unidade individual possui um sistema de valores particular e por si só tem legitimidade para definir seu próprio conjunto de pesos, no sentido de maximizar sua eficiência. A única limitação imposta é que todas as unidades tenham eficiência menor ou igual a 1. Abaixo segue a formulação do modelo CCR, para maximização de *outputs* e minimização de *inputs*,

Minimização de <i>inputs</i> - CCR– I	Maximização de <i>Outputs</i> – CCR-O
<u>Primal</u> (Multiplicadores) $\text{Max } \text{Eff}_0 = \sum_{j=1}^s u_j y_{j0}$ Sujeito a: $\sum_{i=1}^r v_i x_{ik} = 1$ $\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} \leq 0, \quad K = 1, 2, \dots, n$ $u_j \text{ e } v_i \geq 0 \quad \forall j, i$ <u>Dual</u> (Envelope) $\text{Min } \theta$ Sujeito a: $\theta x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad i = 1, \dots, r$ $-y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad j = 1, \dots, s$ $\lambda_k \geq 0 \quad \forall k$ Representação Gráfica	<u>Primal</u> (Multiplicadores) $\text{Min } \text{Eff}_0 = \sum_{i=1}^r v_i x_{i0}$ Sujeito a: $\sum_{i=1}^r u_j y_{jk} = 1$ $\sum_{i=1}^r v_i x_{ik} - \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} \leq 0, \quad K = 1, 2, \dots, n$ $u_j \text{ e } v_i \geq 0 \quad \forall j, i$ <u>Dual</u> (Envelope) $\text{Max } \theta$ Sujeito a: $\theta y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad i = 1, \dots, s$ $-x_{i0} + \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad j = 1, \dots, r$ $\lambda_k \geq 0 \quad \forall k$ Representação Gráfica

onde: Eff_0 – eficiência da DMU_0 ;

u_j, v_i – pesos de outputs e inputs respectivamente;

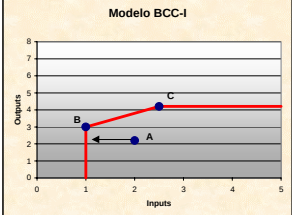
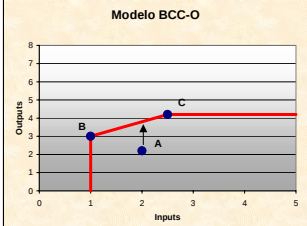
x_{ik}, y_{jk} – inputs i e outputs j da DMU_K ;

x_{i0}, y_{j0} – inputs i e outputs j da DMU_K ;

Na formulação dos modelos, pode-se ver que a diferença entre as óticas está na posição da variável h , em relação às restrições. Também é possível observar que a função de produção, representada pela fronteira de eficiência, é sempre crescente, admitindo que a produção de *outputs* sempre pode crescer, desde que haja crescimento dos *inputs*. Por isso, conclui-se que o modelo tem retornos constantes de escala (CRS).

O modelo BCC, desenvolvido por Banker, Charnes, Cooper (1984), surgiu como uma forma resultante da partição da eficiência do modelo CCR em duas componentes: a eficiência técnica e a eficiência de escala. A medida de eficiência técnica, resultante do modelo BCC, identifica a correta utilização dos recursos à escala de operação da DMU. A eficiência de escala é igual ao quociente da eficiência BCC com a eficiência CCR e dá uma medida da

distância da DMU em análise até uma DMU fictícia, que opera com o tamanho da escala mais produtivo. Abaixo seguem as formulações do modelo.

1 Minimização de Inputs – BCC- I	Maximização de Output – BCC-O
<u>Primal (Envelope)</u> <i>Min</i> θ Sujeito a: $\theta x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad i = 1, \dots, r$ $-y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad j = 1, \dots, s$ $\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$ $\lambda_k \geq 0$ <u>Dual (Multiplicadores)</u> <i>Max</i> $h_0 = \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} - u_*$ Sujeito a: $\sum_{i=1}^r v_i x_{ik} = 1$ $\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} - u_* \leq 0, \quad K = 1, 2, \dots, n$ $u_j \text{ e } v_i \geq 0 \forall j, i$ <u>Representação Gráfica</u> 	<u>Primal (Envelope)</u> <i>Max</i> θ Sujeito a: $-\theta y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad i = 1, \dots, s$ $x_{i0} + \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad j = 1, \dots, r$ $\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$ $\lambda_k \geq 0$ <u>Dual (Multiplicadores)</u> <i>Min</i> $h_0 = \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} - u_*$ Sujeito a: $\sum_{i=1}^r u_j y_{jk} = 1$ $\sum_{i=1}^r v_i x_{ik} - \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - u_* \leq 0, \quad K = 1, 2, \dots, n$ $u_j \text{ e } v_i \geq 0 \forall j, i$ <u>Representação Gráfica</u> 

onde: Eff_0 – eficiência da DMU₀;

u_j, v_i – pesos de outputs e inputs respectivamente;

x_{ik}, y_{jk} – inputs i e outputs j da DMU_K;

x_{i0}, y_{j0} – inputs i e outputs j da DMU₀;

Visualmente, a diferença entre as formulações dos modelos BCC e CCR é a restrição de convexidade. Porém, as representações gráficas demonstram ainda que os modelos apresentam algumas outras diferenças na forma da função de produção, determinada pela restrição de convexidade, diferenciando os objetivos na busca pela eficiência, dos modelos BCC e CCR. Neste trabalho, utilizaremos o modelo BCC, orientado para minimização de *inputs*, devido à necessidade de se utilizar variáveis *outputs* com valores negativos.

3.1. Limitações e Vantagens da DEA

Segundo Guedes (2002), a DEA, por ser um método de avaliação não paramétrico, tem algumas características diferenciadas em relação a outros métodos. Contrastando com métodos paramétricos, onde o objetivo é otimizar um plano de regressão simples, a DEA otimiza individualmente cada uma das observações, uma em relação às demais, para assim, determinar a fronteira de eficiência. A análise paramétrica tradicional aplica a mesma função de produção a cada uma das observações. Portanto, o foco da DEA está nas n otimizações, em contrapartida às estimações de parâmetros das aproximações estatísticas utilizadas por outros métodos.

Outra vantagem da DEA é a de não requerer nenhuma forma funcional das variáveis envolvidas nas análises. Além disso, também não é necessário fazer nenhuma suposição a respeito da distribuição das variáveis. O fato de se poder trabalhar com múltiplos *outputs* e *inputs* também é uma importante vantagem. Porém, a escolha das variáveis presentes no modelo deve ser feita com bastante cuidado, pois quanto mais variáveis presentes, menor é o poder discriminatório do modelo.

Em contrapartida às vantagens descritas, há uma desvantagem relacionada às técnicas de estimação paramétricas. A priori, as hipóteses não podem ser testadas com o rigor estatístico, bem como o erro relativo à estimação da fronteira, uma vez que os insumos e produtos podem ser variáveis aleatórias.

Porém, baseado em resultados obtidos em trabalhos anteriores, pode-se concluir que o modelo é eficiente naquilo a que se propõe. Observamos que realmente é possível, através de uma análise comparativa, destacar níveis de eficiência e, conseqüentemente, tomar decisões de forma mais segura e com mais agilidade.

3.2. DEA na avaliação de empresas

A metodologia DEA é utilizada por pesquisadores com objetivo de avaliar a eficiência em diversos cenários. Maçada e Becker (2001) realizaram um estudo onde mediam a eficiência dos investimentos em tecnologia da informação em 19 bancos brasileiros, tendo como base o estudo que mede o impacto de TI em 22 bancos nos Estados Unidos. Concluíram a necessidade de mudar a estratégia de investimentos em TI nos bancos brasileiros, já que os bancos que mais investiram foram os menos eficientes.

Na tese do doutorado da Kassai (2002), utilizou o método na análise de Demonstrações Contábeis, visando contribuir na avaliação do desempenho de empresas, apresentando vantagens e limitações, comparando os resultados fazendo uso do indicador contábil tradicional. A análise de DEA de períodos permitiu a verificação da eficiência relativa das empresas estudadas do grupo em relação ao tempo.

Mello et al (2003) publicou o artigo da eficiência e dos Benchmarks para Companhias Aéreas Brasileiras, o modelo DEA usado levou em consideração os retornos de escala, através da comparação de cada companhia com as que operam em escala semelhante.

O trabalho desenvolvido por Gonçalves (2003) teve extrema importância, não só para a difusão da aplicação da metodologia na avaliação de instituições financeiras, como também para o desenvolvimento da DEA como ferramenta que contempla a opinião de especialistas. Neste trabalho foi proposto um teorema para garantia de equivalência entre um conjunto de restrições aos pesos e a inclusão de uma DMU artificial. Fez-se também uma aplicação com dados reais de um conjunto de fundos de investimentos financeiros brasileiros.

Marques et al. (2004) desenvolveram um estudo que analisa e compara 19 bancos comerciais e múltiplos que atuam no Brasil. Os dois modelos CCR e BCC foram desenvolvidos para os 19 bancos, considerando fatores de custo (*inputs*) e ganhos ou

rentabilidades (*outputs*). Os autores também utilizaram neste trabalho uma análise de regressão para relacionar a ineficiência de escala dos bancos de maior porte.

Macedo et al (2005), publicou um estudo com objetivo de analisar a eficiência dos investimentos em TI, através da avaliação dos benefícios alcançados pelos investimentos feitos. Aplicou o modelo CRS, orientado a *outputs*. Como *input* considerou o Percentual do Faturamento Investido em TI no ano de 2003: calculado com as informações referentes aos valores de investimento em TI e Faturamento das empresas; e como *outputs*, referentes ao crescimento entre 2002 e 2003, Número de Microcomputadores; Número de Servidores e Capacidade de Armazenamento. De acordo com Macedo (2004) a resposta significativa deste método é a caracterização de uma medida de eficiência, no qual a decisão fica guiada por uma única referência construída a partir de várias abordagens de atuação diferentes. Do modelo utilizado conseguiram identificar e classificar as organizações eficientes e ineficientes, reconhecendo a eficiência relativa de cada uma em relação as consideradas em análise.

Júnior et al. (2006) apresenta o estudo de eficiência e desempenho do transporte aéreo regional brasileiro, focado na eficiência das principais empresas áreas regionais brasileiras e seus principais fatores de produção. O estudo foi baseado em pesquisa empírica com modelagem matemática, utilizando DEA para calcular a eficiência relativa das maiores empresas.

O trabalho realizado por Freaza, Guedes e Gomes (2006), análise de eficiência do mercado bancário, utilizaram a metodologia DEA para o estudo de eficiência em conjunto com a técnica de I-O Stepwise para seleção de variáveis. Com intuito de adicionar ao modelo a apreciação dos especialistas e com objetivo de conferir aos resultados, introduziram no estudo a criação e a simulação de unidades produtivas artificiais ou não observáveis, DMU's Artificiais.

3.3. DEA em avaliação de Investimento em TI

Sabendo a importância da avaliação do desempenho geral dos bancos e o monitoramento de suas situações financeiras para a sociedade e principalmente para o governo; Maçada e Becker (2001), avaliam o impacto de TI na eficiência em 19 bancos brasileiros, através do uso da metodologia DEA.

Com as mudanças do cenário mundial, a indústria bancária aprimora suas operações envolvendo a utilização de novas tecnologias principalmente no que se refere a Tecnologia de Informação (TI).

A seleção de variáveis de *input* e de *output* adequadas é a questão mais importante na utilização do DEA, necessitando de uma lista inicial de variáveis que possam representar medidas úteis de eficiência a serem consideradas para avaliar o desempenho das DMU (Unidades Tomadoras de Decisão) em estudo.

O modelo utilizado no estudo foi desenvolvido por Wang, Gopal e Zionts (1995), no qual estudaram os benefícios da utilização da metodologia DEA para medir o impacto da TI em 22 bancos dos Estados Unidos. Para os bancos brasileiros, Maçada e Becker (2001) utilizaram as variáveis: gastos com TI, patrimônio líquido e número de funcionários como variáveis *input* e depósitos como *output*, no primeiro estágio. Já no segundo estágio da avaliação, utilizaram depósito como *input* e resultado líquido e empréstimo recuperado como *output*.

Os autores concluíram que a indústria bancária brasileira que investiram mais em TI foram menos eficientes do que os bancos com um volume de investimento significativamente menor. Desta forma, existe necessidade de uma nova estratégia de aplicações desses investimentos.

4. Aspectos iniciais da análise: base de dados e descrição das variáveis utilizadas

4.1. Coleta dos dados

Para a concretização deste estudo foi utilizada a publicação referente à nona pesquisa “As 100 Empresas Mais Ligadas do Brasil” realizada pela INFO¹. Para um estudo mais elaborado também foram utilizadas as variáveis “Rentabilidade do patrimônio ajustado” e “Número de funcionários” obtidas através da publicação “Melhores e Maiores” disponibilizada pela revista EXAME².

Durante o processo de organização da base foram mantidas somente as variáveis que pudessem ter relação direta com o desempenho, de acordo com a ótica proposta no estudo. As variáveis foram selecionadas com base na opinião de especialistas e na literatura disponível sobre investimento em TI. A seguir será possível ver a descrição de cada uma das variáveis selecionadas e sua relação intuitiva com o desempenho das empresas.

4.2. Descrição das variáveis

DEA é uma ferramenta da estatística não-paramétrica que avalia a eficiência de unidades tomadoras de decisão, comparando entidades que realizam tarefas similares e se diferenciam pela quantidade de recursos utilizados (*inputs*) e de bens produzidos (*outputs*). Qualquer recurso usado pelas DMU deve ser incluído como *input*. Uma DMU converte recursos para produzir “*outputs*”. A descrição destes deve ser completa, devendo incluir a qualidade e quantidade de produtos ou serviços produzidos pelas DMU (vantagens mensuráveis produzidas). No modelo para a maximização dos *outputs* tenta encontrar o maior aumento proporcional da produção da DMU em análise, de forma que esta ainda satisfaça suas limitações nos *inputs*.

As variáveis de *input* representam quatro óticas do investimento em TI: “Equipamento”, “Treinamento”, “Capacidade de Armazenamento de Informação” e “Recursos Humanos”. Especialistas julgam que estes são os pontos mais importantes do investimento em TI. O trabalho não entra no mérito de considerar a qualidade dos equipamentos, pois não existem variáveis disponíveis para isto.

4.2.1. Variáveis de *Input*

- **Micros:** representa o número de microcomputadores na empresa. Variável representativa da ótica do investimento em equipamentos. Intuitivamente se espera que quanto maior o número de microcomputadores maior seja o desempenho da empresa, esta variável está diretamente ligada ao *output* faturamento.
- **Servidores:** número de servidores na empresa. Variável que representa o investimento em Capacidade de armazenamento de Informação da empresa. Espera-se que quanto maior a capacidade de armazenamento melhor será o desempenho. Está diretamente ligada com o *output* faturamento.
- **Admint:** porcentagem da administração feita pela intranet. Variável representativa do investimento em treinamento fornecido aos funcionários. Espera-se que quanto maior, melhor será o desempenho. Esta variável está diretamente ligada ao *output* rentabilidade, pois quanto mais administração feita pela intranet menor o custo da empresa com processos internos.

¹ INFO Exame, edição nº217 de Abril de 2004. Pág.: 67 ; Matéria: “TI na alma do negócio - Saiba o que as empresas high tech fazem para ultrapassar a concorrência”.

² <http://app.exame.abril.com.br/servicos/melhoresemaiores/html0082922.htm>. Dados referentes ao ano de 2004.

- Razaofunci: percentual de profissionais de informática contratados dividido pelo número de funcionário da empresa. Variável representativa dos investimentos em recursos humanos da empresa. Espera-se que quanto maior, melhor será o desempenho. Esta variável está diretamente ligada ao *output* rentabilidade, pois quanto mais funcionários em TI, maior é a automatização dos processos e treinamento e, conseqüentemente, menor o custo administrativo da empresa..
- Invti: total, em milhares de dólares, investido pela empresa em Tecnologia de Informação no ano de 2003. Variável que mostra de uma maneira global como foi a capacidade de investimento em TI, sem estar associada diretamente a nenhum dos fatores representados pelas demais variáveis, pois representa todas simultaneamente. Está diretamente ligada aos dois *outputs*.

4.2.2. Variáveis de Output

- Rentabilidade do patrimônio ajustado: mede a eficiência da empresa, o controle de custos e o aproveitamento das oportunidades que surgem no mundo dos negócios, sendo um dos principais componentes da geração de valor para os acionistas. Recebem pontos apenas as empresas cujo índice de rentabilidade seja positivo. É utilizado como critério de desempate entre empresas que apresentem o mesmo número de pontos no desempenho geral.
- Faturamento: informações fornecidas pela empresa em reais divididos pela taxa média de venda do dólar em 2003 fornecida pelo Banco Central do Brasil (3,0715 reais). Mede o tamanho da empresa, sua capacidade produtiva e sua participação no mercado.

4.3. Tratamento dos Dados

Somente uma variável teve que sofrer algum tratamento para que pudesse entrar na análise. A metodologia DEA não possibilita a análise de *outputs* com valores negativos, então para o uso adequado da variável Rentabilidade, cujo menor valor observado foi de -39,10 , utilizou-se um processo de deslocamento da variável acrescentando-se uma constante ($c=100$) a cada um dos casos o que, além de eliminar os valores negativos, proporcionou uma ordem de grandeza razoável quando comparada ao outro *output*.

4.4. Universo analisado

Com o objetivo de trabalhar com um banco de dados mais completo possível, foram excluídas as empresas cujas variáveis escolhidas para estudo não continham resposta, ao todo 46 DMU's foram retiradas da análise por este motivo.

Para evitar influências de outliers, a DMU Petrobrás também teve de ser excluída, pois esta possui cerca de 35,6% do Faturamento total das empresas estudadas. Desta forma a base que originalmente era composta por 100 empresas foi reduzida a 53, formando assim o banco de dados a ser trabalhado.

5. DMU's Artificiais: introduzindo a opinião do especialista

Segundo Figueiredo (2005), a flexibilidade na escolha dos pesos existente na metodologia DEA clássica é importante na identificação das DMUs ineficientes, ou seja, que apresentam baixo desempenho inclusive com pesos definidos de forma mais favorável. Contudo, em DEA, a atribuição de pesos não é uma tarefa de baixa complexidade. A escolha

dos pesos introduzida no PPL através de restrições pode gerar inviabilidade na solução do problema.

Roll e Golany (1991) constataram que cada peso em DEA, estritamente positivo, era equivalente a uma DMU não observada (DMU artificial), introduzida entre as demais no momento da análise. Allen et al. (1997) generalizaram essa observação para o caso de múltiplos *inputs* e/ou *outputs*, para DMU's que operam com retornos constantes de escala ou para as que operam com retornos variáveis de escala. Desta forma, a inclusão de uma DMU Artificial ao conjunto original de DMUs funciona como método alternativo de simulação de um conjunto de restrições aos pesos, sendo os índices de eficiência desse novo conjunto calculados pelo método clássico, sem restrições aos pesos, o mesmo que o obtido com o conjunto inicial de DMUs utilizando restrições aos pesos ao invés de DMUs artificiais. As coordenadas escolhidas para as DMUs Artificiais são fundamentais para a efetividade da solução.

Como observamos em Gonçalves (2003), no modelo CCR, as DMUs Artificiais podem ser definidas com a utilização das equações (4.1) ou (4.2), sem que haja diferença nos resultados. Ambas simulam as restrições ARI e ARII.

$$y_{ijt} = \frac{y_{ij}}{h_j^*} \quad e \quad x_{ijt} = x_{ij} \quad \forall jt = j \quad (4.1)$$

$$y_{ijt} = y_{ij} \quad e \quad x_{ijt} = x_{ij} \cdot h_j^* \quad \forall jt = j \quad (4.2)$$

Já para o modelo BBC, a eficiência é dependente da orientação do modelo. Assim, a definição da DMU Artificial, utilizando contração dos *inputs* conforme equações expressas em (4.3), não produz os mesmos resultados se for utilizada a expansão dos *outputs*, conforme equações expressas em (4.4).

$$y_{jv} = y_{ij} \quad e \quad x_{jv} = x_{ij} \cdot v_i^* \quad \forall jv = j \quad (4.3)$$

$$y_{jv} = \frac{y_{ij}}{v_j^*} \quad e \quad x_{jv} = x_{ij} \quad \forall jv = j \quad (4.4)$$

Figueiredo (2005) fez a generalização das restrições de Gonçalves (2003) para problemas multidimensionais.

No caso particular do trabalho, estabeleceu-se como corte a média do faturamento, isto é, nenhuma empresa com faturamento inferior a média poderia ser eficiente. Esta estratégia foi uma adaptação da metodologia para o caso particular do trabalho, originalmente, nenhuma DMU abaixo do corte estabelecido não poderia ser mais eficiente que uma outra que esteja acima do corte, condição que foi relaxada no algoritmo utilizado no trabalho. Esta decisão foi tomada para minimizar o número de iterações do algoritmo e por se julgar satisfatório o fato de que as DMU's com rentabilidade abaixo do corte somente não pudessem ser consideradas eficientes. Sendo assim, neste caso, foi introduzida uma DMU artificial, chegando-se ao total de 6 iterações, para que fosse possível chegar aos resultados finais. A definição do corte foi fundamental para a aplicação das restrições de Gonçalves (2003), pois sem esta definição seria impossível aplicar a metodologia.

6. Análise dos Resultados

A utilização do algoritmo das DMU's artificiais aumentou o poder discriminatório do modelo. Como pode ser visto na tabela 1, das 53 DMU's analisadas somente 10 unidades foram consideradas eficientes.

Tabela 1: Resultados do modelo BCC-O

Empresa	Eficiência	Empresa	Eficiência	Empresa	Eficiência
ABN Amro Real	83,40	Construções Camargo Corrêa	95,34	Roche	83,33
Alcoa	78,55	Contax	72,67	Sadia	100
Ale Combustíveis	96,74	Correios	100	São Paulo Alpargatas	97,01
Atento	68,02	CPTM	78,87	Serpro	69,82
Atlas Schindler	94,91	CSN	100	Souza Cruz	100
Banco do Brasil	97,90	Embraco	73,96	Telefônica Empresas	63,78
Banco Santos*	72,06	Embraer	89,91	Telefônica São Paulo	100
Bandeirante Energia	82,47	Embratel	75,62	Telemig Celular	80,22
BankBoston	68,53	Fiat Automóveis	95,41	Transpetro	94,10
Basf	96,24	Grupo Ultra	95,21	Unibanco	84,45
Bradesco	99,72	Itaú	100	V&M	100
Brasil Telecom	87,40	Itautec Philco	81,17	Votorantim	87,39
Bunge Fertilizantes	99,03	Lojas Colombo	82,09	WEG Indústrias	94,20
Caixa Econômica Federal	82,76	MRS Logística	100	Artific1	100
Camargo Corrêa Cimentos	99,39	Natura	99,34	Artific2	100
Carbocloro	100	Norberto Odebrecht	99,56	Artific3	100
Cargill Agrícola	100	Pão de Açúcar	99,90	Artific4	100
Casas Pernambucanas	79,72	Pirelli Pneus	92,42	Artific5	100
Citibank	45,45	Ponto Frio	79,49	Artific6	100
Companhia Suzano	98,40	Ripasa	91,39		

Com base nesses resultados decidiu-se separar as análises em dois estágios. Primeiramente, fazendo uma análise dos resultados das unidades eficientes e a seguir das ineficientes, para, desta forma, conseguir mapear quais são os fatores que levam uma empresa a ser eficiente no investimento em TI, e quais os seus pontos críticos. Abaixo podem ser vistos os primeiros resultados relacionados as DMU's eficientes.

Tabela 2: Contribuição das variáveis para o cálculo da eficiência - DMU's Eficientes

Empresa	Participação Virtual						Rentabilidade
	Micros	razaofunci	Servidores	INVTI	ADMINT	FATURAMENTO	
Carbocloro	0	0	0	8,88	91,12	1,69	98,31
Cargill Agrícola	34,69	42,79	0	22,53	0	24,39	75,61
Correios	0	0,50	0	0	99,50	16,89	83,11
CSN	0	77,20	0	3,07	19,73	18,32	81,68
Itaú	0	100	0	0	0	19,73	80,27
MRS Logística	0	100	0	0	0	3,02	96,98
Sadia	0	24,94	0	0	75,06	12,50	87,50
Souza Cruz	0	27,99	24,05	0	47,96	19,44	80,56
Telefônica São Paulo	0	100	0	0	0	33,30	66,70
V&M	0	10,84	0	0	89,16	1,46	98,54

Na tabela 2, pode-se ver que todas as DMU's têm pelo menos uma variável com contribuição 0, isto é, algum peso 0 atribuído a alguma variável. Isso significa que a variável foi desprezada no cálculo da eficiência da DMU, provavelmente, porque se ela fosse levada em consideração, a empresa (DMU) poderia não mais ser eficiente ou, simplesmente, porque a solução encontrada pelo modelo não foi a que considera pesos diferentes de 0 para todas as variáveis, podendo ela existir, podendo-se assim considerar a DMU realmente eficiente.

Em uma avaliação geral, pode-se perceber que as empresas eficientes estrategicamente concentraram esforços nas variáveis Razão de Funcionários e Administração na Intranet. Estas variáveis têm impacto direto no output Rentabilidade, o que leva a crer que as empresas eficientes consideram o investimento em TI como fator fundamental para baixar seus custos de administração interna.

Alguns casos particulares podem ser analisados. A CSN e V&M do segmento siderúrgico seguiram a mesma linha estratégica, com alto peso para o output Rentabilidade do Patrimônio Líquido, esta estratégia revela que certamente a intenção do investimento em TI não tem foco na geração de receitas, pois pesos baixos foram dados aos inputs Microcomputadores e Servidores. A MRS Logística e os Correios, pertencentes ao mesmo

segmento, também tiveram estratégias diferentes para baixar seus custos, enquanto os Correios se concentraram na Administração pela Intranet para melhorar seus processos internos, a MRS Logística focou, provavelmente, em desenvolvimento (alta contribuição da Razão de Funcionários) para diminuir seu custo de operação. Certamente nestes dois segmentos a necessidades do investimento em TI para geração de negócios é mais fraca. Na tabela 3 poderemos ver alguns resultados das unidades ineficientes.

Empresa	Participação Virtual						Empresa	Participação Virtual					
	Micros	razaofunci	Servidores	INVTI	ADMINT	FATURAMENTO		Micros	razaofunci	Servidores	INVTI	ADMINT	FATURAMENTO
ABN Amro Real	0,00	0,00	0,00	4,29	95,71	9,21	Embraer	0,00	0,00	0,00	53,56	46,44	17,53
Alcoa	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	9,12	Embratel	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	23,46
Ale Combustíveis	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	26,64	Fiat Automóveis	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	100,00
Atento	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	Grupo Ultra	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	13,06
Atlas Schindler	0,00	9,71	18,03	47,46	24,81	0,00	Itaútec Philco	0,00	16,89	0,00	52,10	31,01	1,97
Banco do Brasil	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	27,10	Lojas Colombo	0,00	82,97	0,00	17,03	0,00	0,00
Banco Santos*	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	Natura	1,44	0,00	0,00	0,00	98,56	2,13
Bandeirante Energia	37,42	14,36	0,00	0,00	48,22	9,91	Norberto Odebrecht	0,00	35,31	0,00	64,69	0,00	23,52
BankBoston	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	9,43	Pão de Açúcar	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	29,74
Basf	0,00	0,00	53,17	0,00	46,83	18,32	Pirelli Pneus	0,00	90,01	0,00	9,99	0,00	0,00
Bradesco	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	22,55	Ponto Frio	0,00	90,87	0,00	0,00	9,13	0,00
Brasil Telecom	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	31,22	Ripasa	61,72	0,00	3,87	0,00	34,40	17,79
Bunge Fertilizantes	0,00	0,00	49,08	0,00	50,92	35,94	Rocha	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	1,73
Caixa Econômica Federal	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	11,68	São Paulo Alpargatas	0,00	54,49	0,00	28,59	16,92	0,00
Camargo Corrêa Cimentos	13,61	69,62	16,77	0,00	0,00	0,00	Serpro	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Casas Pernambucanas	0,00	48,10	0,00	0,00	51,90	4,29	Telefônica Empresas	20,58	0,00	0,00	0,00	79,42	3,25
Citibank	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	11,68	Telemig Celular	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	1,76
Companhia Suzano	0,00	0,00	27,52	0,00	72,48	34,32	Transpetro	0,00	81,46	13,55	0,00	4,99	0,00
Construções Camargo Corrêa	0,00	59,79	0,00	40,21	0,00	0,00	Unibanco	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	13,98
Contax	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	Votorantim	2,61	0,00	0,00	0,00	97,39	3,26
CPTM	5,00	88,95	6,05	0,00	0,00	0,00	WEG Indústrias	0,00	0,00	0,00	45,67	54,33	6,07
Embraco	0,00	88,15	0,00	11,85	0,00	0,00							

Analisando os dados da tabela 3, não é possível identificar de maneira clara a tendência mostrada pelas unidades eficientes de priorizar o investimento em TI como foco na diminuição dos custos. As estratégias estão bastante pulverizadas e variam de empresa para empresa. Apesar desta tendência não ser detectada na análise baseada nos inputs, quando fazemos a análise voltada para os outputs vemos, que também entre as ineficientes, o objetivo do investimento em TI é baixar os custos, pois as contribuições associadas a Rentabilidade são, em média, maiores que as associadas ao Faturamento.

Alguns casos particulares também podem ser analisados, entre as unidades ineficientes. A Brasil Telecom focou em Capacidade de Armazenamento para obter mais Rentabilidade, estratégia que tornou seu investimento em TI ineficiente para o objetivo que se propunha. Contudo, ainda assim, esta empresa apresentou eficiência superior a 85%, o que mostra que pequenos ajustes na sua política de investimento em TI podem facilmente torna-la mais eficiente.

A Telefônica Empresas é outro caso interessante para análise. Com alta ineficiência (Escore de 63% de eficiência) relacionada a política de investimento em TI. O número de Microcomputadores teve uma significativa contribuição no cálculo da eficiência desta unidade, cerca de 21%, enquanto o output com mais peso foi a rentabilidade. Isto leva a crer que o objetivo centrar da empresa é utilizar o investimento em TI para baixar os custos. Contudo um peso significativo foi dado a variável Microcomputadores e nenhum peso dado a Razão de Funcionários.

Um caso que chama a atenção é o da DMU Fiat Automóveis, cujo output Rentabilidade apresentou contribuição 0 consequentemente o Faturamento apresenta contribuição de 100%; isso indica que esta empresa focou todo o seu investimento em TI na geração de receita, fato que não se mostrou adequado na busca pela eficiência.

Tabela 4: Variação percentual nos outputs para atingir a eficiência

Empresa	Observado	Projeção	Variação	Empresa	Observado	Projeção	Variação
ABN Amro Real				Contax			
FATURAMENTO	2.231.157	2.675.288	19,91	FATURAMENTO	149.438	205.645	37,61
Rentabilidade	105	126	19,91	Rentabilidade	85	117	37,61
Banco do Brasil				Fiat Automóveis			
FATURAMENTO	3.972.001	4.057.384	2,15	FATURAMENTO	2.246.459	2.354.496	4,81
Rentabilidade	115	118	2,15	Rentabilidade	61	64	4,81
Bandeirante Energia				Itautec Philco			
FATURAMENTO	512.720	621.711	21,26	FATURAMENTO	455.803	561.551	23,20
Rentabilidade	117	142	21,26	Rentabilidade	100	123	23,20
Bradesco				Ponto Frio			
FATURAMENTO	4.395.247	4.407.690	0,28	FATURAMENTO	813.935	1.023.982	25,81
Rentabilidade	121	121	0,28	Rentabilidade	99	124	25,81
Brasil Telecom				Telefônica Empresas			
FATURAMENTO	3.606.381	4.126.428	14,42	FATURAMENTO	222.953	349.547	56,78
Rentabilidade	106	121	14,42	Rentabilidade	92	144	56,78
Camargo Corrêa Cimentos				Construções Camargo Corrêa			
FATURAMENTO	304.946	306.817	0,61	FATURAMENTO	356.829	374.270	4,89
Rentabilidade	105	106	0,61	Rentabilidade	105	110	4,89

Na tabela 4 é possível ver quais são os incrementos relacionados aos outputs necessários para que as unidades se tornem eficientes. A Camargo Corrêa Cimentos, por exemplo, precisa de pequenos ajustes para alinhar o investimento com o objetivo. Fato similar acontece ainda com o Bradesco, Banco do Brasil e FIAT Automóveis. Porém, algumas empresas, como por exemplo a Contex e Telefônica Empresas, precisam de ajustes mais profundos na sua política de investimento em TI.

7. Conclusões.

A técnica de análise envoltória de dados DEA, com a introdução da opinião de especialistas, é uma ferramenta bastante poderosa para o planejamento estratégico da política de investimentos em TI das empresas.

Um fator claramente identificado no trabalho é a tendência de utilização do investimento em TI como ferramenta para baixar custos. Quase todas as unidades eficientes focaram a contribuição para o cálculo da eficiência em variáveis relacionadas com o output Rentabilidade do Patrimônio Líquido.

O modelo de planejamento do investimento em TI que pode ser extraído das análises é aquele que dedica maior atenção aos Recursos Humanos e Treinamento da empresa com a finalidade de reduzir os custos administrativos. Um modelo lógico para um rendimento adequado no output Faturamento seria aquele cujo Equipamento e Capacidade de Armazenamento de informação fossem priorizados; porém as empresas estudadas claramente focaram seus esforços na Rentabilidade o que não proporcionou uma análise da eficiência que poderia ser obtida por este foco no planejamento.

Em sua maioria, as empresas que foram classificadas como ineficientes precisam de pequenos ajustes em sua política de investimento em TI para se tornarem eficientes. Este fato leva a crer que elas tem objetivos claros, mas focando em recursos inadequados para atingir estes objetivos.

Referencias

ALI, A.I.; SEIFORD, L.M. *Translation invariance in Data Envelopment Analysis*. Operations Research letters, 9, p. 403-405, 1990.

ALLEN, R.; ATHANASSOPOULOS, A.; DYSON, R.G. *Weights restrictions and value judgements in Data Envelopment Analysis: Evolution, development and future directions*. Annals of Operations Research, v. 73, J.C. Baltzer AG, Science Publishers. 1997.

BANKER, R. D., CHARNES, A., COOPER W. W., *Some models for estimating Technical and Scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis*. Management Science, 1984, vol. 30, nº 9, p. 1078-1092.

BCB (Banco Central do Brasil). Disponível em <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em: 06 outubro 2005.

BERGER, A.N.; HUMPHREY, D.B. *Efficiency of financial institutions: international survey and directions for future research*. European Journal of operational Research, 98, p. 175-212, 1997.

CARVALHO, F.J.C, *Resenha sobre Sistema Financeiro*. Disponível em: <<http://www.mre.gov.br>>. Acesso em: 01 dezembro 2005.

CERETTA, P.S.; NIEDERAUER, C.A.P. *Rentabilidade do setor bancário brasileiro*, 24º Encontro Nacional da ANPAD – Associação Nacional de Programas de Pós Graduação em Administração. Florianópolis, 10-13 set. 2000.

CHARNES, A., COOPER, W. W., RHODES, E. *Measuring the Efficiency of Decision-Making Units*. European Journal of Operational Research, 1978, vol. 2, p. 429-444.

DRAKE, L., HALL, M. J. B.; SIMPER, R. *Bank Modelling Methodologies: A Comparative Non- Parametric Analysis of Efficiency in Japanese Banking Sector*, 2005.

FIGUEIREDO, D.S. de. *Índice Híbrido de Eficácia e Eficiência para Lojas de Varejo*. 2005. Dissertação (Mestrado). Niterói: Escola de Engenharia/UFF.

FREAZA, F.P, GUEDES, L.E.M, GOMES, L.F.A.M. *Análise de eficiência do mercado bancário brasileiro utilizando a metodologia da Análise Envoltória de Dados*. XXXVIII SOBRAPO, SBPO, 2006.

GONÇALVES, D.A. *Avaliação de Eficiência de Fundos de Investimentos Financeiros: Utilização de DMU's Artificiais em Modelos DEA com Outputs Negativos*. Rio de Janeiro, 2003. Tese de Doutorado. COPPE/UFRJ.

GUEDES, L.E.M. *Uma análise da eficiência na formação de alunos dos cursos de engenharia civil das instituições de ensino superior brasileiras*. 2002. Dissertação (Mestrado). Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ.

GRAEML, A. R. *As idéias com as quais se pensa na avaliação de projetos de tecnologia da informação*. In: Anais do XVIII ENEGEP (Encontro Nacional de Engenharia de Produção), Niterói , set. 1998.

JÚNIOR, A.H.A.; AVELLAR, J.V.G.; MARINS, F.A.S.; MILIONI, A.Z. *Eficiência e desempenho do transporte aéreo regional brasileiro*. In: Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha, 9., Rio de Janeiro, ago. 2006, p. 45-46.

KASSAI, S. *Utilização da Análise por Envoltória de dados (DEA) na Análise de Demonstrações Contábeis*. 2002. Tese de Doutorado. São Paulo: FEA-USP.

KITTELSEN, S.A.C. *Stepwise DEA: choosing variables for measuring technical efficiency in Norwegian electricity distribution*. Memorandum N° 6/93 from Department of Economics, University of Oslo, 1993.

LINS, M. P. E.; MEZA, L.A. *Análise Envoltória de Dados: Perspectivas de integração no Ambiente do Apoio à Decisão*. Rio de Janeiro: Coppe/UFRJ, 2000.

LOVELL, C.A.K.; PASTOR, J.T. *Units invariant and translation invariant DEA models*. Operations Research letters, 18, p. 147-151, 1995

MACEDO, M. A. S. A Utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) na Consolidação de Medidas de Desempenho Organizacional. Anais do XI Congresso Brasileiro de Custos. Porto Seguro: ABC, 2004.

MACEDO, M. A. da S.; SANTOS, R. dos; ANDRADE, J. E. A.; BENAC, M. A.. Avaliação da eficiência dos investimentos em TI de empresas de Tecnologia através da Análise Envoltória de Dados (DEA). In: Seminários em Administração FEA-USP (VIII SemeAd). São Paulo, ago 2005. Disponível em: <<http://www.ead.fea.usp.br/Semead/8semead>>. Acesso em: 22 de novembro de 2006.

MARQUES, F.T.; MATIAS, A.B.; CAMARGO JUNIOR, A.S. *Desempenho dos Bancos Comerciais e Múltiplos de Grande Porte no Brasil*, CLADEA, 2004.

MAÇADA, A.C.G.; BECKER, J.L.. *Measuring the efficiency of investments in Information Technology in Brazilian Banks*. In: Second International Conference on Operations and Quantitative Management (ICOQM-II), 1999, Ahmedabad. ICOQM - II. New Delhi: McGraw-Hill Publishing Company, 1999. v.1. p.248-255.

MELLO, J.C.C.B.S.; MEZA, L.A.; GOMES, E.G.; SERAPIÃO, B.P.; LINS, M.P.E. *Análise de Envoltória de Dados no Estudo da Eficiência e dos Benchmarks para Companhias Aéreas Brasileiras*. Revista Pesquisa Operacional, v.23, n.2, p. 327-329, maio/ago. 2003.

NIETO, B. GUTIÉRREZ; CINCA, C. SERRANO; MOLINERO, C. *MAR Microfinance Institutions and Efficiency*. Discussion Papers in Accounting and Finance, 2004.

NORMAN, M.; STOKER, B. *Data Envelopment Analysis: the assessment of performance*. Chichester: John Wiley, 1991.

PASTOR, J. T. *Translation invariance in data envelopment analysis: a generalization*. Annals of Operation Research, v.73, p. 91-115, 1997.

PEREZ JR., J.H.; BEGALLI, G. A. *Elaboração das Demonstrações Contábeis*. 2 ed. São Paulo: Atlas, 1999.

ROLL, Y.; GOLANY, B. *Controlling factor weights in DEA*. IIE Transaction, 23 (1), 1991.

SILVA, A.C.M. da. *Análise da eficiência das instituições financeiras, segundo a metodologia do Data Envelopment Analysis (DEA)*. 2000. Dissertação (Mestrado) – Instituto de Pós Graduação em Administração, da Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro:

COPPEAD/UFRJ.

STAVÁREK,D. (2005): *Efficiency of Banks in Regions at Different Stage of European Integration Process*. *Ekonomie a Management*, vol. 5, no. 1, pp. 34-50.

YUDISTIRA, D., 2002, *The Impact of Bank Capital Requirements in Indonesia*, Economics Working Paper Archive at WUSTL, 12.