

## MODELO DEA DE EFICIENCIA FINANCEIRA

**Luiz Cesar Nanci Izidro Goncalves (UFF)**

cnanci@predialnet.com.br

**Luis Felipe Aragão de Castro Senra (Puc-Rio)**

luisenra@gmail.com

*Em um mundo cada vez mais complexo é necessário que os modelos utilizados para se demonstrar e estudar as diversas facetas da realidade se tornem mais complexos. O artigo tem com objetivo propor um modelo para se estudar a eficiência financeira das empresa em relação a eficiência de se criar riqueza para o acionista em relação a diversas variáveis financeiras. Para se conseguir o ranqueamento das empresas mais eficientes houve a necessidade de se utilizar métodos de seleção de variáveis com o intuito de se manter a capacidade discriminatória do modelo proposto.*

*Palavras-chaves: DEA, Finanças, Eficiência.*



## 1. Introdução

Um dos principais objetivos de toda organização é realizar suas atividades de maneira “eficiente”, isto é, procurar obter os melhores resultados sem desperdiçar os recursos usados. Conseguir a eficiência, portanto, é um tema que tem sido tratado durante muitos anos, dada sua importância na administração das organizações. Contudo, a avaliação da eficiência é um problema difícil de resolver, especialmente quando são considerados múltiplos inputs (insumos) e múltiplos outputs (produtos) no processo de produção das organizações.

Diante de um mundo cada vez mais complexo é necessário que os modelos utilizados para se descrever e estudar o mundo real sejam de igual complexidade e abrangência.

O artigo tem como objetivo propor um índice de eficiência financeira utilizando-se para isto um modelo DEA com diversas variáveis, ao contrario dos modelos simples utilizados pela literatura.

O trabalho esta subdividido em cinco partes: a introdução; a revisão de literatura, onde são destacadas as teorias a serem utilizadas, Analise Envoltória de Dados, Modelo BCC, Métodos de Seleção de Variáveis; a metodologia aplicada para o desenvolvimento da pesquisa; a análise dos resultados, onde são mostrados os resultados alcançados; e a conclusão.

## 2. Revisão de Literatura

### 2.1 Analise Envoltória de Dados (DEA)

A avaliação da eficiência é um problema difícil de resolver, especialmente quando são considerados múltiplos inputs (insumos) e múltiplos outputs (produtos) no processo de produção das organizações. Entre as propostas para abordar este problema, na literatura econômica encontram-se os trabalhos de DEBREU (1951), FARRELL (1957) e FARRELL e FIELDHOUSE (1962), porém, estas propostas não conseguiram ser implementadas.

No ano de 1978, baseados nos trabalhos de DEBREU (1951) e FARRELL (1957), Charnes, Cooper e Rhodes (CHARNES et al., 1978) propuseram uma técnica de programação linear para medir a eficiência das unidades organizacionais que usam múltiplos inputs para produzir múltiplos outputs. Esta nova abordagem foi denominada de Análise Envoltória de Dados (CHARNES et al., 1982), mais conhecida como DEA (abreviação do inglês Data Envelopment Analysis) e as unidades avaliadas foram denominadas de DMUs (abreviação do inglês Decision Making Units).

DEA calcula a eficiência de um conjunto de DMUs observadas, comparando-as entre si; por este motivo, a medida de eficiência obtida é uma medida de eficiência relativa. As DMUs do conjunto analisado devem ser unidades similares, isto é, cada DMU deve consumir os mesmos inputs para produzir os mesmos outputs, variando só as quantidades consumidas e produzidas por cada uma.

Usando as DMUs com as melhores práticas observadas, a DEA constrói uma fronteira de produção empírica, também denominada de fronteira eficiente. Segundo a distância de cada DMU à fronteira, a DEA fornece uma medida de eficiência que determina a proporção em que devem ser reduzidos todos os inputs, ou aumentados todos os outputs, para alcançar a fronteira eficiente.

### 2.2 Modelos BCC Orientados aos Inputs

A hipótese de rendimentos de escala constantes só é apropriada quando todas as DMUs operam em uma escala ótima, isto é, quando um incremento proporcional dos inputs de uma DMU resulta em um incremento, na mesma proporção, nos outputs. Segundo COELLI et al. (1998), existem situações onde fatores tais como concorrência imperfeita, restrições nas finanças, entre outros, impedem que uma DMU opere na escala ótima, portanto, incrementos proporcionais nos inputs podem não resultar em incrementos proporcionais nos outputs.

BANKER et al. (1984) propuseram uma extensão dos modelos CCR para abordar os casos com rendimentos de escala variáveis. O modelo proposto por eles, denominado de modelo BCC, possui uma variável que faz possível determinar se o processo de produção é realizado com rendimentos de escala crescentes, constantes ou decrescentes.

A nomenclatura dos modelos BCC orientado aos inputs é a mesma que a usada nos modelos CCR, salvo pela variável de escala  $u_0$  do modelo BCCMI. Esta variável representa uma medida de eficiência de escala ao longo de uma região linear da fronteira (BANKER e THRALL, 1992).

A formulação dos modelos BCC orientados aos inputs é apresentada a seguir:

Modelo dos Multiplicadores BCC/Inputs	(2.1)	Modelo do Envelope BCC/Inputs	(2.4)
$(BCC^M_i) \text{ Max } \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + u_0$		$(BCC^E_i) \text{ Min } \theta$	
<p>s.a.</p> $\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1,$		<p>s.a.</p> $\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq \theta x_{i0}, \quad i =$	<p>(2.5)</p>
$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + u_0 \leq 0,$		$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{r0}, \quad r =$	<p>(2.6)</p>
<p><math>j=1, \dots, n,</math></p>		<p><math>1, \dots, s,</math></p>	
<p><math>u_0</math> irrestrita,</p>		$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1,$	<p>(2.7)</p>
<p><math>u_r \geq 0, r = 1, \dots, s,</math></p>		<p><math>\lambda_j \geq 0, j=1, \dots, n,</math></p>	
<p><math>v_i \geq 0, i = 1, \dots, m.</math></p>		<p><math>\theta</math> irrestrita.</p>	

Na função objetivo (2.1) do modelo BCCMI é maximizado o output virtual mais a variável de escala  $u_0$ . A restrição (2.2) fixa o input virtual em uma constante. A restrição (2.3) estabelece que o output virtual mais a variável de escala  $u_0$  devem ser menor ou igual que o input virtual.

No modelo BCCEI, a função objetivo (2.4) minimiza a proporção do nível de inputs da DMU0, representada pela variável  $\theta$ , que pode ser usada para produzir pelo menos o mesmo nível de outputs. A restrição (2.5) garante a redução proporcional dos inputs até atingir a fronteira eficiente. A restrição (2.6) impede que a DMU composta produza menos outputs que a DMU0. A restrição (2.7) é denominada de “restrição de convexidade”. Ela garante que as DMUs ineficientes só sejam comparadas com DMUs que produzem um nível de outputs similar ao delas, portanto, a DMU composta é obtida através de uma combinação linear convexa das DMUs observadas.

O interesse principal do modelo BCCMI é a caracterização dos rendimentos de escala. Dado que modelo BCCMI apresenta múltiplas soluções ótimas, a determinação dos rendimentos de escala usando unicamente o modelo BCCMI nem sempre é possível. Só quando na solução ótima do modelo BCCMI é obtido  $u_0^* = 0$ , se pode afirmar que a DMU0 opera com rendimentos de escala constantes (BANKER et al., 1996). Nos demais casos ( $u_0^* \neq 0$ ), para a caracterização dos rendimentos de escala seria necessário obter todas as soluções ótimas.

BANKER et al. (1996) propuseram um modelo para evitar a necessidade de explorar todas as soluções ótimas do modelo BCCMI, dado que esta tarefa pode ser intratável computacionalmente. O modelo de BANKER et al. (1996) precisa das soluções ótimas dos modelos dos multiplicadores BCCMI e do envelope BCCEI para estabelecer o tipo de rendimentos de escala. Desta maneira, precisam ser resolvidos três modelos. Na primeira etapa, são resolvidos os modelos BCCMI e BCCEI e, na segunda etapa, o modelo de BANKER et al. (1996). Dependendo das soluções ótimas obtidas na primeira e na segunda etapa, os rendimentos de escala, para uma DMU0, podem ser determinados como mostrado no Quadro 2.1. As caixas em branco indicam que o resultado não é possível na etapa 2.

		ETAPA 2		
		$u_0^* = 0$	$u_0^* > 0$	$u_0^* < 0$
ETAPA 1	$u_0^* > 0$	Rendimentos de Escala Constantes	Rendimentos de Escala Crescentes	
	$u_0^* < 0$	Rendimentos de Escala Constantes		Rendimentos de Escala Decrescentes

Quadro 2.1 – Rendimentos de Escala para o Modelo BCC/Inputs, com  $u_0^* \neq 0$

Na Figura 2.1 é mostrada a fronteira eficiente do modelo BCC para o caso de um input e um output. Nesta figura é dado um exemplo de como é feita a projeção das DMUs ineficientes na fronteira eficiente quando é minimizado o nível de inputs. A seta que sai da DMU analisada (representada por um quadrado), indica a direção da redução proporcional do input. O conjunto de referência para a DMU analisada é representado pelos círculos cinzas na fronteira. Além disto, observa-se que a variável  $u_0$  representa a interseção de cada “hiperplano de suporte” da fronteira eficiente no eixo do input. A definição de um hiperplano de suporte H a seguinte: H é um hiperplano de suporte do conjunto de possibilidades de produção (T), se cada  $(x,y) \in T$  está em um dos semi-espacos definidos por H (BAZARAA et al., 1993).

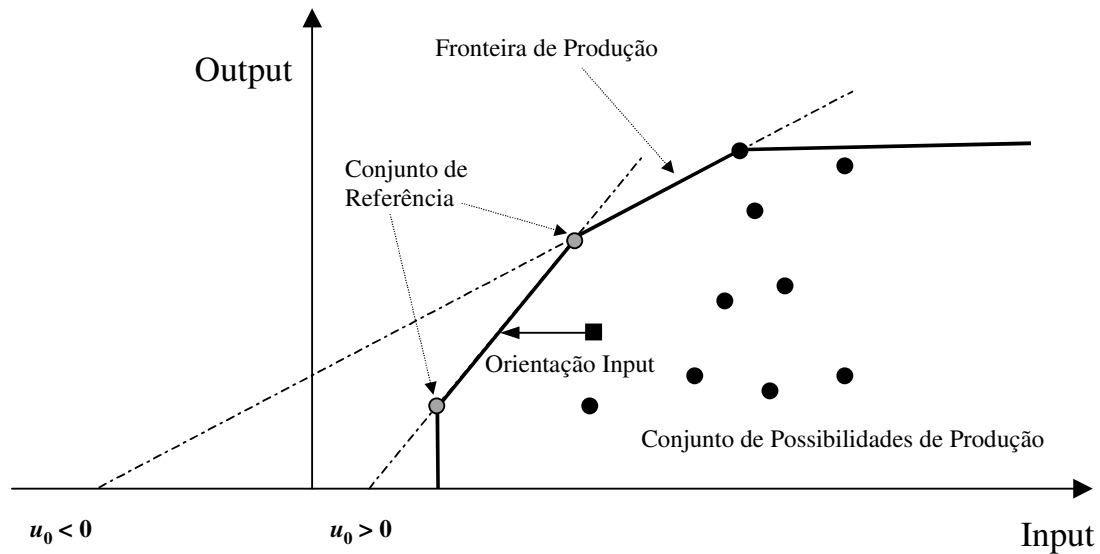


Figura 2.1 – Projeção na Fronteira Eficiente e Rendimentos de Escala Obtidos pelo Modelo BCC/Inputs

Na Figura 2.1 observa-se o sinal de  $u_0$ , indicando se a DMU projetada na fronteira eficiente opera com rendimentos de escala crescentes, decrescentes ou constantes. Assim, uma DMU com  $u_0 > 0$  significa que ela opera com rendimentos de escala crescentes. Por outro lado, uma DMU com  $u_0 < 0$  quer dizer que ela opera com rendimentos de escala decrescentes.

### 2.3 Métodos de Seleção de Variáveis

Uma fragilidade clássica de alguns modelos em DEA é a sua baixa capacidade de ordenar as DMUs, dado que quanto maior o número de variáveis em relação ao número de DMUs, menor será a capacidade de ordenação pelas eficiências, posto que há uma tendência de atribuir eficiência unitária a um número demasiado de DMUs. Com o objetivo de corrigir esta fragilidade alguns métodos vêm sendo desenvolvidos. Dentre eles pode-se destacar: restrições aos pesos, avaliação cruzada e seleção de variáveis, sendo este último método utilizado nesta pesquisa.

Os métodos de seleção de variáveis têm como sustentação a idéia de que em todo modelo no qual a problemática da ordenação torna-se crítico, pode ser selecionado um número reduzido de inputs e outputs, que representem adequadamente a relação causal e que não atribuam eficiência unitária a um número demasiado de DMUs.

Tem-se como axioma básico dos métodos de seleção o seguinte pré-suposto:

Dado um modelo de  $n$  variáveis, existe um modelo reduzido de  $x$  variáveis que mantendo a relação causal do modelo completo, apresenta uma melhor capacidade de ordenação das DMUs. Sendo  $x < n$ .

É importante perceber que os resultados apresentados pelos métodos de seleção serão sempre modelos compostos por apenas algumas das variáveis existentes no modelo completo de  $n$  variáveis, entretanto não devem ser encarados como resultados de um modelo de  $x$  variáveis, mas sim como resultados otimizados do modelo de  $n$  variáveis, posto que, estas  $x$  variáveis foram eleitas levando em consideração os dados disponíveis sobre todas as  $n$  variáveis. A técnica dos métodos de seleção não é defender que a modelagem proposta inicialmente com  $n$

variáveis está equivocada e propor um novo rearranjo das variáveis originais, mas sim, apresentar um resultado otimizado, que considerando todas as variáveis originais, apresente uma boa relação causal e uma alta capacidade de discriminação entre as DMUs, ou seja, resultados com maiores possibilidades de análise e ainda assim representativos.

Portanto, tais métodos defendem que há modelos simplificados que tornam suscetíveis de uma melhor análise um modelo com problemas de ordenação. A pergunta que deve ser respondida neste caso é – Quais variáveis devem ser selecionadas? Responder esta pergunta é o objetivo principal dos métodos de seleção de variáveis em DEA.

#### **2.4 Método Multicritério Total Simplificado**

O Método Multicritério Total Simplificado (Senra, 2004) tem como objetivo único desenvolver um método que encontre os bons resultados do Método Multicritério Total (Senra, 2004) e o baixo custo de cálculo da metodologia de inserção de variáveis. Pode-se dizer que este método é o Método Combinatório por Cenários com as alterações inseridas pelo Método Multicritério Total quanto ao critério de seleção.

São testados todos os cenários de par input-output e também o cenário completo. Para definirem-se as escalas são necessários quatro posições o 0 e o 1 do SDIS e o 0 e o 1 do SEF\*. As posições SDIS 0 e SEF\* 1 são definidas pelo cenário completo, a posição SDIS 1 é definida pelos cenários pares que possuam o menor número de DMUs eficientes e a posição SEF\* 0 é definida pelo cenário que tenha a maior eficiência média dentre aqueles que tem SDIS 1.

Tendo sido estabelecidas as escalas de SEF\* e SDIS, é calculado o índice S pela média aritmética dos valores de SEF\* e SDIS. Dentre os cenários de pares, é selecionado aquele que tenha maior S e a ele são inseridas uma a uma todas as variáveis restantes. Estes trios são normalizados tendo por base a escala definida inicialmente e dentre eles é selecionado o trio de maior S e assim sucessivamente, até que os cenários de n-1 variáveis tenham sido testados. Compara-se então o S dos cenários testados; dentre estes, é escolhido como o melhor cenário aquele que possua o maior S. Entretanto, existe uma possibilidade de mudança na escala, no caso de ser testado algum novo cenário que tenha SDIS 1 e tenha eficiência média maior que o cenário utilizado como SEF\* 0. Neste caso, este novo cenário será considerado agora como SEF\* 0, sendo refeita o cálculo do SEF\* dos cenários já testados.

O método pode ser descrito pelo algoritmo da figura 2.2 e detalhado a seguir:

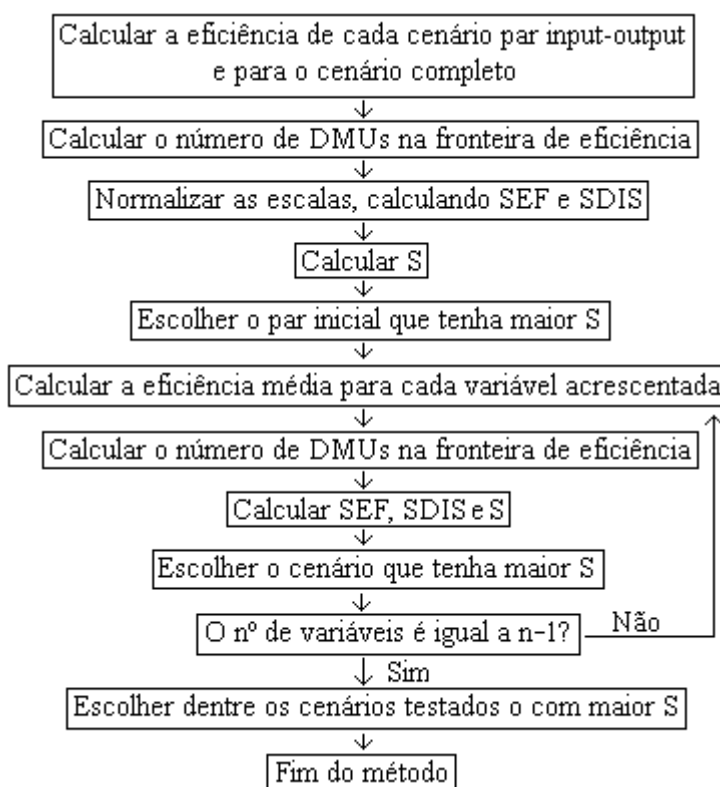


Figura 2.2 – Algoritmo do Método Multicritério Total Simplificado

- Calcular a eficiência média para cada possibilidade de par input-output inicial e para o cenário completo.
- Calcular o número de DMUs na fronteira de eficiência em cada um dos cenários.
- Normalizar as escalas, calculando SEF\* e SDIS. SEF\* é a normalização da eficiência média de cada alternativa da etapa 1. Já o SDIS é a normalização da etapa 2.
- Calcular a média aritmética de SEF\* e SDIS. É feita a média aritmética dos valores de SEF\* e SDIS, de tal forma que cada alternativa tenha agora um valor S.
- Escolher o par inicial. O cenário que tiver o maior valor de S será o par inicial. No caso de empate, considera-se a que tem maior SDIS.
- Calcular a eficiência média para cada variável acrescentada. Utilizando como base o cenário escolhido anteriormente é calculada a eficiência média de se inserir cada variável ainda não utilizada.
- Calcular o número de DMUs na fronteira de eficiência em cada uma das alternativas calculadas na etapa 6.
- Calcular SEF\* e SDIS tendo como base os valores definidos na etapa 3.
- Fazer a média aritmética de SEF\* e SDIS. É feita a média aritmética dos valores de SEF\* e SDIS, de tal forma que cada alternativa tenha agora um valor S.
- Escolher o cenário que tenha maior valor de S.
- Verificar se o número de variáveis é igual a n-1 variáveis. Se não, deve-se reiniciar o processo na etapa 6. Caso contrário, escolher dos cenários testados aquele que tenha o maior valor de S.

### 3. Metodologia

Foi adotada uma linha metodológica positivista e uma pesquisa quantitativa. Utilizando-se dados secundários coletados da Revista Valor 1000 edição 2007.

Foram selecionados dados sobre as 74 primeiras empresas do ranking Valor 1000, sendo que 14 empresas foram retiradas da amostra por não apresentarem algum dos dados necessários e 10 empresas foram retiradas por apresentarem valores negativos. Perfazendo um total de 50 empresas analisadas. Estas empresas foram ranqueadas de 1 a 50 levando-se em consideração seu posicionamento no ranking Valor 1000.

Como variáveis do modelo foram selecionadas: Lucro líquido, Rentabilidade do Patrimônio Líquido, Receita líquida, Margem líquida, Ebitda, Ativo total, Patrimônio Líquido, Liquidez corrente e Endividamento Oneroso.

Caracterizando como objetivo da empresa maximizar a riqueza gerada para o acionista, foram considerados como outputs: Lucro Líquido e Rentabilidade do Patrimônio Líquido. As demais variáveis foram consideradas como inputs utilizados pela empresa para gerar a riqueza do acionista. Deve-se destacar que a variável input Endividamento Oneroso foi tratada como input indesejável, sendo assim, foi colocada nas simulações como um output.

Foi utilizado o modelo DEA BCC, por causa da diferença de escala das diferentes empresas analisadas. Foi adotada a orientação a input, pois são as variáveis nas quais a administração da empresa tem capacidade de alterar.

### 4. Análise dos Resultados

Como pode ser observado no quadro 4.1 o resultado do modelo proposto foi uma lista com 31 das 50 empresas empatadas em primeiro lugar com grau 1 de eficiência. Este excesso de empresas empatadas em primeiro lugar reflete a baixa capacidade de discriminação do modelo dado o grande número de variáveis.

Ranking Valor	Empresa	Eficiência DEA
1	Petrobras	1,00000
3	Ipiranga	1,00000
4	CVRD	1,00000
6	Telefônica São Paulo	1,00000
7	Fiat Automóveis	1,00000
8	Braskem	1,00000
9	AmBev	1,00000
10	Pão de Açúcar	1,00000
14	AES Eletropaulo	1,00000
15	Embraer	1,00000
17	CSN	1,00000
20	Alberto Pasqualini - Refap	1,00000
22	Copesul	1,00000
24	Sabesp	1,00000
30	Copersucar	1,00000
31	Perdigão	1,00000
32	CPFL Paulista	1,00000
33	Souza Cruz	1,00000



34	JBS-Friboi	1,00000
35	Bunge Fertilizantes	1,00000
38	MBR	1,00000
39	Makro	1,00000
41	Ipiranga Distribuidora	1,00000
42	Vivo	1,00000
44	Chesf	1,00000
45	Basf	1,00000
46	Carafba Metais	1,00000
47	Gerdau Açominas	1,00000
48	TIM Nordeste	1,00000
49	Petroquímica União	1,00000
50	Comgás	1,00000
2	Petrobras Distribuidora	0,99483
36	Copel Distribuição	0,99050
37	Gol Linhas Aéreas	0,98647
23	Gerdau Aços Longos	0,95728
27	Belgo Siderurgia	0,94179
43	Acesita	0,91886
18	Usiminas	0,91173
11	Brasil Telecom	0,90563
12	Casas Bahia	0,90165
21	Cemig Distribuição	0,89747
40	Oi	0,89080
5	Telemar	0,84904
16	TAM	0,84540
26	Furnas	0,82044
25	CST	0,79281
13	Correios	0,76691
28	Cosipa	0,75227
29	Globo	0,73327
19	Sadia	0,71285

Quadro 1 – Resultados iniciais

Diante dos resultados iniciais é necessário rodar um método de seleção de variáveis com o objetivo de obter uma melhor capacidade discriminatória e manter a causalidade do modelo proposto.

Para este fim foi escolhido o Método Multicritério Total Simplificado.

Como primeira etapa do método foram simulados todos os modelos de pares input-output possíveis (18 modelos) e o modelo com todas as variáveis. Na posse destas informações as escalas Sef e Sdis foram parametrizadas e o índice S foi calculado para todos os modelos. Sendo escolhido o modelo 1-3, como pode ser visto no Quadro 4.2.

Variáveis	Inputs						Outputs			Eficiência Média	DMUs na Fronteira	SEF	SDIS	S
	1	2	3	4	5	6	1	2	3					
6	X	X	X	X	X	X	X	X	X	0,9514	31	1,00	0,00	0,500

2	X						X			0,6195	5	0,60	0,87	0,735
	X							X		0,5740	3	0,55	0,93	0,741
	<b>X</b>								<b>X</b>	<b>0,6095</b>	<b>4</b>	<b>0,59</b>	<b>0,90</b>	<b>0,746</b>
		X						X		0,2343	2	0,14	0,97	0,555
		X							X	0,2731	2	0,19	0,97	0,578
		X								0,2059	2	0,11	0,97	0,538
			X					X		0,3460	3	0,28	0,93	0,605
			X						X	0,1822	2	0,08	0,97	0,523
			X							0,3437	4	0,27	0,90	0,587
				X				X		0,3591	3	0,29	0,93	0,613
				X					X	0,2528	3	0,16	0,93	0,549
				X					X	0,4561	4	0,41	0,90	0,654
					X			X		0,2139	5	0,12	0,87	0,492
					X				X	0,1152	1	0,00	1,00	0,500
					X				X	0,2204	3	0,13	0,93	0,530
					X		X		0,5020	4	0,46	0,90	0,681	
					X			X	0,5511	4	0,52	0,90	0,711	
					X			X	0,4934	3	0,45	0,93	0,693	

Quadro 4.2 – Resultados dos modelos de pares input-output e modelo completo

Selecionado o modelo 1-3, foram testados todos os modelos com três variáveis que possuem o par input-output 1-3. Sendo identificado que o modelo 1,6-3 possui o maior índice S. (Quadro 4.3)

Variáveis	Inputs						Outputs			Eficiência Média	DMUs na Fronteira	SEF	SDIS	S
	1	2	3	4	5	6	1	2	3					
3	X	X							X	0,7048	10	0,71	0,70	0,703
	X		X						X	0,6871	9	0,68	0,73	0,709
	X			X					X	0,6883	9	0,69	0,73	0,709
	X				X				X	0,6630	8	0,66	0,77	0,711
	<b>X</b>					<b>X</b>			<b>X</b>	<b>0,7363</b>	<b>6</b>	<b>0,74</b>	<b>0,83</b>	<b>0,788</b>
	X						X		X	0,6475	6	0,64	0,83	0,735
	X							X	X	0,6244	6	0,61	0,83	0,721

Quadro 4.3 – Resultados dos modelos de três variáveis

Selecionado o modelo 1,6-3, foram testados todos os modelos com quatro variáveis que possuem os input-output 1,6-3. Sendo identificado que o modelo 1,6-1,3 possui o maior índice S. (Quadro 4.4)

Variáveis	Inputs						Outputs			Eficiência Média	DMUs na Fronteira	SEF	SDIS	S
	1	2	3	4	5	6	1	2	3					
4	X	X				X			X	0,8013	13	0,82	0,60	0,710
	X		X			X			X	0,7880	14	0,80	0,57	0,686
	X			X		X			X	0,7974	13	0,82	0,60	0,708
	X				X	X			X	0,7891	13	0,81	0,60	0,703
	<b>X</b>					<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>0,7581</b>	<b>8</b>	<b>0,77</b>	<b>0,77</b>	<b>0,768</b>

	X					X	X	0,7535	8	0,76	0,77	0,765
--	---	--	--	--	--	---	---	--------	---	------	------	-------

Quadro 4.4 – Resultados dos modelos de quatro variáveis

Selecionado o modelo 1,6-1,3, foram testados todos os modelos com cinco variáveis que possuem os input-output 1,6-1,3. Sendo identificado que o modelo 1,6-1,2,3 possui o maior índice S. (Quadro 4.5)

Variáveis	Inputs						Outputs			Eficiência Média	DMUs na Fronteira	SEF	SDIS	S
	1	2	3	4	5	6	1	2	3					
5	X	X				X	X	X	0,8515	15	0,88	0,53	0,707	
	X		X			X	X	X	0,8243	16	0,85	0,50	0,674	
	X			X		X	X	X	0,8450	15	0,87	0,53	0,703	
	X				X	X	X	X	0,8152	15	0,84	0,53	0,685	
	X					X	X	X	0,7696	9	0,78	0,73	<b>0,758</b>	

Quadro 4.5 – Resultados dos modelos de cinco variáveis

Selecionado o modelo 1,6-1,2,3, foram testados todos os modelos com seis variáveis que possuem os input-output 1,6-1,2,3. Sendo identificado que o modelo 1,4,6-1,2,3 possui o maior índice S. (Quadro 4.6)

Variáveis	Inputs						Outputs			Eficiência Média	DMUs na Fronteira	SEF	SDIS	S
	1	2	3	4	5	6	1	2	3					
6	X	X				X	X	X	0,8898	18	0,93	0,43	0,680	
	X		X			X	X	X	0,8382	17	0,86	0,47	0,666	
	X			X		X	X	X	0,8486	16	0,88	0,50	<b>0,689</b>	
	X				X	X	X	X	0,8234	16	0,85	0,50	0,673	

Quadro 4.6 – Resultados dos modelos de seis variáveis

Selecionado o modelo 1,4,6-1,2,3, foram testados todos os modelos com sete variáveis que possuem os input-output 1,4,6-1,2,3. Sendo identificado que o modelo 1,3,4,6-1,2,3 possui o maior índice S. (Quadro 4.7)

Variáveis	Inputs						Outputs			Eficiência Média	DMUs na Fronteira	SEF	SDIS	S
	1	2	3	4	5	6	1	2	3					
7	X	X		X		X	X	X	0,9303	26	0,97	0,17	0,571	
	X		X	X		X	X	X	0,8848	20	0,92	0,37	<b>0,643</b>	
	X			X	X	X	X	X	0,8566	19	0,89	0,40	0,643	

Quadro 4.7 – Resultados dos modelos de sete variáveis

Selecionado o modelo 1,3,4,6-1,2,3, foram testados todos os modelos com oito variáveis que possuem os input-output 1,3,4,6-1,2,3. Sendo identificado que o modelo 1,3,4,5,6-1,2,3 possui o maior índice S. (Quadro 4.8)

Variáveis	Inputs						Outputs			Eficiência Média	DMUs na Fronteira	SEF	SDIS	S
	1	2	3	4	5	6	1	2	3					
8	X	X	X	X		X	X	X	0,9451	29	0,99	0,07	0,530	
	X		X	X	X	X	X	X	0,8928	23	0,93	0,27	<b>0,598</b>	

Quadro 4.8 – Resultados dos modelos de oito variáveis

Após, testados 46 modelos diferentes o modelo com os input-output 1,6-3 foi selecionado como sendo aquele que tem melhor capacidade discriminante em relação a capacidade de manutenção da relação causal do modelo completo.

Nota-se que este modelo selecionado possui apenas seis empresas empatadas em primeiro lugar com eficiência unitária. Portanto, este modelo é capaz de disponibilizar um resultado melhor em termos de ranqueamento.

Considerando-se os resultados do modelo selecionado torna-se possível atingir um ranqueamento no qual apenas 6 das 31 empresas inicialmente encontradas com eficiência unitária permanecem com este resultados.

<i>Ranking Valor</i>	<i>Ranking DEA</i>	<i>Empresa</i>
4	1	<b>CVRD</b>
9	1	<b>AmBev</b>
20	1	<b>Alberto Pasqualini - Refap</b>
44	1	<b>Chesf</b>
47	1	<b>Gerdau Açominas</b>
50	1	<b>Comgás</b>
49	7	Petroquímica União
48	8	TIM Nordeste
35	9	Bunge Fertilizantes
39	10	Makro
46	11	Caraíba Metais
42	12	Vivo
38	13	MBR
33	14	Souza Cruz
45	15	Basf
17	16	CSN
41	17	Ipiranga Distribuidora
24	18	Sabesp
34	19	JBS-Friboi
30	20	Copersucar
32	21	CPFL Paulista
6	22	Telefônica São Paulo
8	23	Braskem
31	24	Perdigão
10	25	Pão de Açúcar
14	26	AES Eletropaulo
1	27	Petrobras
15	28	Embraer
22	29	Copesul
7	30	Fiat Automóveis

3	31	Ipiranga
2	32	Petrobras Distribuidora
36	33	Copel Distribuição
37	34	Gol Linhas Aéreas
23	35	Gerdau Aços Longos
27	36	Belgo Siderurgia
43	37	Acesita
18	38	Usiminas
11	39	Brasil Telecom
12	40	Casas Bahia
21	41	Cemig Distribuição
40	42	Oi
5	43	Telemar
16	44	TAM
26	45	Furnas
25	46	CST
13	47	Correios
28	48	Cosipa
29	49	Globo
19	50	Sadia

Quadro 4.9 – Resultados finais do modelo com utilização da seleção de variáveis

Os resultados apresentados no Quadro 4.9 mostram um ranqueamento muito distinto do apresentado pela Revista Valor 1000, isto ocorre porque o ranqueamento aqui proposto leva em consideração a eficiência financeira da empresa, ao contrario do Ranking Valor 1000 que considera como metodologia para o ranqueamento apenas o critério de maior receita líquida gerada.

Os resultados mostram também que empresas como a Comgas mesmo não apresentando uma receita líquida tão expressiva quanto outras empresas é capaz de gerar uma riqueza relativa para o acionista muito maior que as outras empresas.

## 5. Conclusão

O artigo mostrou-se valido por três perspectivas diferentes. Primeiro pela propositura de um novo modelo para ranqueamento de eficiência financeira de empresas, em segundo lugar pela demonstração da utilização dos Métodos de Seleção de Variáveis e de sua capacidade em aumentar a o poder discriminatório dos modelos e em terceiro pela possibilidade de se contrapor modelos mais complexos em relação a modelos mais simples para o ranqueamento de empresas.

Os rankings existentes usam como parâmetro de classificação modelos simples em geral com apenas uma variável, como é o caso do Ranking Valor 1000, onde é utilizado apenas a receita líquida como variável de classificação. Isto ocorre pela complexidade que é ranquear empresas levando-se em conta diversas variáveis. O artigo se mostra de suma importância ao demonstrar que modelos mais complexos que levem em consideração diversas variáveis também podem ser utilizados para classificação das empresas. Mais especificamente neste caso quando se considera o estudo das eficiências comparativas entre um grupo de empresas.

Outra característica que deve ser ressaltada é a capacidade de se propor modelos complexos e com um número elevado de variáveis e não perder o poder de discriminar e classificar as empresas se for utilizado um modelo de seleção de variáveis.

## 6. Referências Bibliográficas

- BANKER, R.D., BARDHAN, I., COOPER, W.W., *A Note on Returns to Scale in DEA*, European Journal of Operational Research, v. 88, p. 583-585, 1996.
- BANKER, R.D., CHARNES, A., COOPER, W.W., *Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis*, Management Science, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.
- BANKER, R.D., THRALL, R.M., *Estimation of Returns to Scale using Data Envelopment Analysis*, European Journal of Operational Research, v. 62, p. 74-84, 1992.
- BAZARAA, M.S., SHERALI, H.D., SHETTY, C.M., *Nonlinear Programming, Theory and Algorithms*. 2 ed. New York, John Wiley & Sons, 1993.
- CHARNES, A., COOPER, W.W., RHODES, E., *Measuring the Efficiency of Decision Making Units*, European Journal of Operational Research, v. 2, p. 429-444, 1978.
- CHARNES, A., COOPER, W.W., SEIFORD, L.M., STUTZ, J., *A Multiplicative Model for Efficiency Analysis*, Socio-Economic Planning Sciences, v. 16, n. 5, p. 223-224, 1982.
- COELLI, T.J., PRASADA RAO, D.S., BATTESE, G.E., *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*, 1 ed. Boston, Kluwer Academic Publishers, 1998.
- DEBREU, G., *The Coefficient of Resource Utilization*, Econometrica, v. 19, n. 3, p. 273-292, 1951.
- FARRELL, M.J., *The Measurement of Productive Efficiency*, Journal of Royal Statistical Society Series A, v.120, n. 3, p. 253-281, 1957.
- FARRELL, M.J., FIELDHOUSE, M., *Estimating Efficient Production Functions under Increasing Returns to Scale*, Journal of Royal Statistical Society Series A, v. 125, p. 252-267, 1962.
- SENRA, L. F. A. C., *Métodos de Seleção de Variáveis em DEA: Estudo de Caso no Setor Elétrico Brasileiro*, Dissertação, Universidade Federal Fluminense, 2004.