



## PROPOSTA DE AVALIAÇÃO DAS PRÁTICAS DE GESTÃO AMBIENTAL NAS MPES DA CADEIA PRODUTIVA DO PETRÓLEO E GÁS DO RN VIA *DATA ENVELOPMENT ANALYSIS* (DEA)

Paulo Ricardo Cosme Bezerra<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Programa de Pós-Graduação em Ciência e Engenharia do Petróleo – paulorcbezerra@gmail.com

### RESUMO

Este artigo busca contribuir com os estudos sobre gestão ambiental na indústria do petróleo e gás no sentido de apresentar um modelo matemático, com uso da ferramenta *Data Envelopment Analysis* (DEA), para avaliar a eficiência das práticas de gestão ambiental das MPes da Cadeia Produtiva do Petróleo e Gás do RN/Brasil, auxiliando na melhoria das práticas de gestão e contribuindo para a redução de impactos ambientais. O estudo, ainda em andamento, será realizado junto as MPes da cadeia produtiva do petróleo e gás do RN, considerando sua importância para a economia do estado na geração de emprego, de renda e da necessidade da preservação do meio ambiente. A problemática central é desenvolver métodos e técnicas para avaliar a eficiência das práticas de gestão ambiental dessas empresas, instituir mecanismos para auto-avaliação e aprimoramento contínuo das práticas aplicadas que, por consequência levará as empresas a desenvolver um serviço de melhor qualidade e responsável com o meio ambiente. Este trabalho quantifica o número de publicações ao longo dos períodos e identificar as áreas de desenvolvimento de pesquisas utilizando DEA na Engenharia do Petróleo e no tema meio ambiente na indústria do petróleo no mundo. Um dos principais objetivos é evidenciar a eficiência ou ineficiência ambiental a partir do confronto de variáveis (*inputs/outputs*) ambientais e identificar as principais variáveis que influenciam positiva ou negativamente na eficiência ambiental a partir da aplicação dos modelos propostos.

**Palavras-chave:** Data Envelopment Analysis, Eficiência Ambiental, Cadeia Produtiva do Petróleo

### 1. INTRODUÇÃO

Este trabalho busca contribuir com os estudos sobre gestão ambiental na indústria do petróleo e gás no sentido de apresentar um modelo matemático, com uso da ferramenta *Data Envelopment Analysis* (DEA), para avaliar a eficiência das práticas de gestão ambiental das Micro e pequenas Empresas (MPes) da Cadeia Produtiva do Petróleo e Gás do Rio Grande do Norte auxiliando na melhoria das práticas de gestão e

contribuindo para a redução de impactos ambientais.

O estudo será realizado nas MPes da cadeia produtiva do petróleo e gás do RN, participantes do projeto “Adensamento da Cadeia Produtiva do Petróleo e Gás do Rio Grande do Norte” do SEBRAE RN em parceria com a Petrobrás, considerando sua importância para a economia do estado na geração de emprego, de renda e da necessidade da preservação do meio ambiente.



### 1.1. Problemática

O desenvolvimento de programas de gestão ambiental é uma necessidade em termos de eficiência e uma obrigação do ponto de vista ético. Os constantes movimentos em torno da responsabilidade corporativa vêm exigindo das empresas uma postura proativa em relação aos desafios ambientais.

A problemática central é desenvolver métodos e técnicas para avaliar a eficiência das práticas de gestão ambiental das empresas da cadeia produtiva do petróleo e gás, instituir mecanismos para auto-avaliação e aprimoramento contínuo das práticas aplicadas na melhoria da gestão ambiental que, por consequência levará as empresas a desenvolver um serviço de melhor qualidade e responsável com o meio ambiente.

Evidenciar a eficiência ou ineficiência ambiental a partir do confronto de variáveis (*inputs/outputs*) ambientais e identificar as principais variáveis que influenciam positiva ou negativamente na eficiência ambiental.

### 1.2. Objetivos

Desenvolver um modelo matemático, por meio da *Data Envelopment Analysis* (DEA), para avaliar a eficiência das práticas de gestão ambiental das MPEs da cadeia produtiva do petróleo e gás do Rio Grande do Norte.

#### 1.2.1. Objetivos Específicos

- Evidenciar a eficiência ou ineficiência ambiental a partir do confronto de variáveis (*inputs/outputs*) ambientais;
- Identificar as principais variáveis a partir das escolhidas que influenciam positiva ou negativamente na eficiência ambiental;
- Identificar as principais características das MPES;

- Avaliar as práticas de gestão ambiental – impactos ambientais, profissionais envolvidos, ferramentas de gestão ambiental utilizadas e as barreiras para o desenvolvimento de ações ambientais;
- Apresentar as principais medidas mitigadoras em uso pelas MPEs que enfatizam a preservação do meio ambiente, propondo ou norteando ações a serem desenvolvidas.

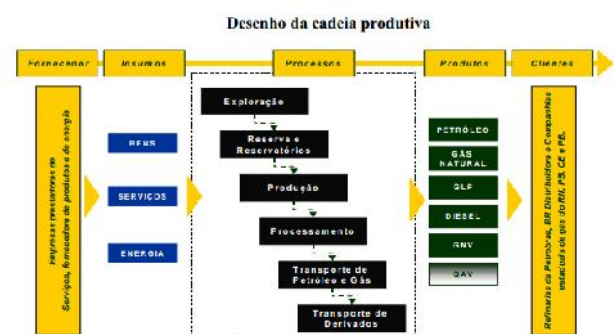


Figura 1: Esquema da cadeia produtiva de petróleo e gás

### 1.3. Justificativa

- A preocupação com o meio ambiente tornou-se um fator central para o desenvolvimento sustentável e nos dias atuais, os *stakeholders* têm interesse em saber o desempenho ambiental das empresas;
- A visão empresarial vem mudando e deixando de entender suas ações em relação ao meio ambiente como obrigações legais, passando a perceber que isto pode se tornar uma vantagem competitiva para a empresa;
- As empresas devem estar preparadas para trabalhar com eficiência no desenvolvimento das práticas de gestão ambiental, novos modelos de planejamento e gestão que permitam a evolução do ponto de vista ambiental;
- Avaliar a eficiência das unidades produtivas quanto às questões ambientais tem importância tanto para



fins estratégicos, quanto para o planejamento e para a tomada de decisão;

- É necessário avaliar o desempenho ambiental e entenderem o que estão fazendo de melhor e pior para proteger o meio ambiente a partir da análise de indicadores.

#### 1.4. Hipótese

A *Data Envelopment Analysis* (DEA) constitui uma ferramenta adequada para avaliar a eficiência das práticas de gestão ambiental das MPEs da cadeia produtiva do Petróleo e gás do Rio Grande do Norte.

## 2. DATA ENVELOPMENT ANALYSIS

### 2.1. Definição

A *Data Envelopment Analysis* (DEA) é uma técnica de programação matemática que busca analisar o desempenho, em termos de eficiência relativa, de diferentes unidades tomadoras de decisão (DMUs – *Decision Making Units*), a partir de um conjunto de *inputs* e *outputs*.

As DMUs localizadas na fronteira de eficiência servirão de *benchmark* para as demais. As origens do DEA são reveladas pelos autores Forsound e Sarafoglou (2002) e foi desenvolvida inicialmente por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), com base nos princípios derivados do modelo de Farrell (1957).

A eficiência de uma unidade produtiva é medida através da comparação entre os valores observados e os valores ótimos de suas saídas (*output*) e entradas (*input*). Essa comparação pode ser feita, em linhas gerais, pela razão entre a quantidade mínima necessária de recursos e a quantidade de produtos gerados. Combinações dessas razões podem

igualmente fornecer informações importantes.

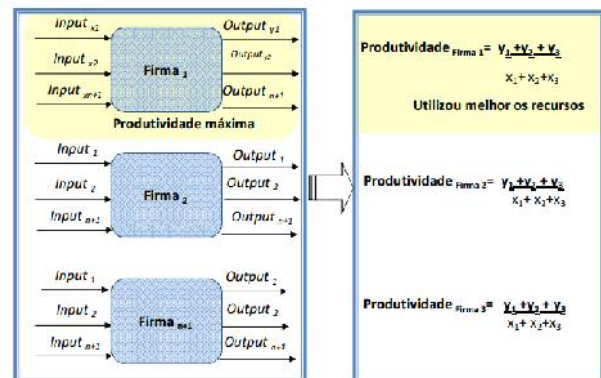


Figura 2: Esquema de Mensuração da Eficiência

A DEA tem sido utilizada em diversas áreas do conhecimento, merecendo destaque as aplicações em gestão de políticas públicas para avaliação do desempenho de estados e municípios, no que diz respeito à eficiência na utilização de recursos voltados às áreas de saúde, educação e saneamento, por exemplo.

Os estudos na engenharia do petróleo tiveram início na década de 90 e apenas no ano de 2012 é que inicia os estudos de DEA na área ambiental aplicada a engenharia do petróleo.

Na Figura 3 é apresentada a série temporal para o número de publicações em artigos científicos internacionais referentes ao tema “DEA na Engenharia do Petróleo” no período de 1992 a 2015, totalizando trinta e três publicações oriundas de diversos países.

Para realização da pesquisa sobre DEA na engenharia do petróleo foi utilizado como referência os sites SCOPUS ([www.scopus.com](http://www.scopus.com)) e o google acadêmico no período de Dezembro de 2014, utilizando as seguintes palavras-chaves: *efficiency, productivity, DEA in the Oil, Data Envelopment Analysis in Petroleum*.

A década de 90 aparece de forma tímida com apenas duas publicações do





mesmo autor nos anos de 1992 e 1996. Ainda no intervalo de 2000 a 2004 ocorrem outras três publicações, intensificando-se a partir do ano de 2005 com duas publicações neste mesmo ano, e a partir de então ocorre de forma continuada novas publicações ocorrem, merecendo destaque os anos de 2009, 2012 e 2013 com quatro, cinco e quatro publicações respectivamente.

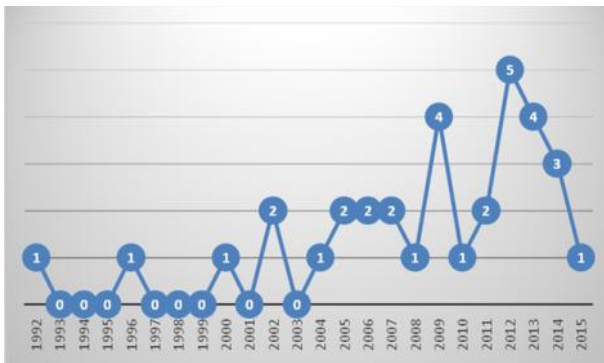


Figura 3: Número de artigos sobre DEA na Engenharia do Petróleo

Com relação aos países de origem dos artigos, a Figura 4, apresenta o número de publicações por países, onde aparece com maior produção o Japão, com oito artigos, representando (24,4%) do total das publicações, seguidos pelos Estados Unidos (21,2% das publicações) e China (18,2% das publicações), com sete e seis artigos respectivamente.

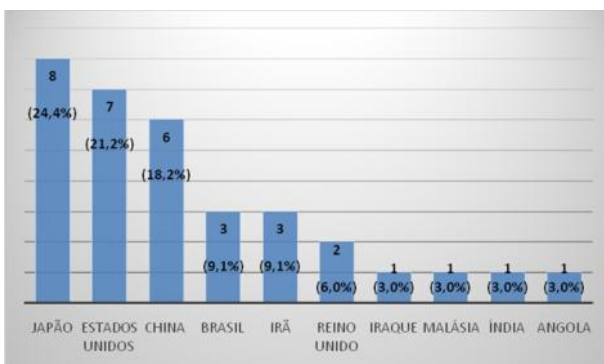


Figura 4: Número de artigos sobre DEA na Engenharia do Petróleo por países

Sueyoshi (2012a) propõe um estudo que discute a aplicação de DEA na avaliação do meio ambiente, sendo este o primeiro estudo na área ambiental na indústria do petróleo, para o planejamento da estratégia empresarial e na competitividade internacional.

Procura-se comparar o desempenho das empresas nacionais de petróleo com o desempenho de empresas internacionais. Como resultados, em primeiro lugar, as empresas petrolíferas nacionais superam as empresas internacionais de petróleo na eficiência unificada sob descartabilidade natural. Em segundo lugar, as empresas internacionais de petróleo superam as empresas nacionais na eficiência unificada sob descartabilidade gerencial. Todas as empresas de petróleo precisam diminuir suas dimensões operacionais para melhorar o seu desempenho ambiental em emissões de CO<sup>2</sup>. Como uma estratégia alternativa, o resultado sugere que elas precisam introduzir a inovação tecnológica (por exemplo, tecnologia de ar limpo) em suas operações comerciais. Em outro estudo Sueyoshi (2012b) contextualiza como aplicar *Data Envelopment Analysis* para a avaliação ambiental usando modelos DEA não radiais.

Ismail (2013) evolui nos métodos e aplica o método CRS, indicadores de eco eficiência, correlação de Pearson e Spearman para analisar o desempenho ambiental e a eficiência econômica das operações globais de empresas selecionadas na indústria do petróleo através da análise da eficiência técnica. Como resultado foi verificado que há uma relação positiva entre a eco eficiência e eficiência técnica.

Song et. al. (2015) aplica na sua pesquisa um conjunto de modelos de rede DEA (*Network DEA*) que podem ser utilizados para dividir pontuações de eficiência em duas subunidades, proporcionando assim resultados mais precisos. Essa abordagem pode ajudar a



abrir a "caixa preta" de medição de eficiência e ajudar a determinar as vantagens e desvantagens das várias subunidades em cada unidade de tomada de decisão. São examinadas as mudanças na produção e a eficiência ambiental entre vinte empresas petrolíferas na China. Estes exames são realizados usando dados da cadeia de produção detalhados das empresas em relação ao período 2006-2011. Além disso, este estudo analisa os superávits e déficits de entrada de saída a partir de 2011.

Os principais objetivos da DEA, podem ser resumidos, conforme Gomes, et. al. (2004) são:

- Comparar um determinado número de DMUS que realizam tarefas similares e se diferenciam nas quantidades de inputs que consomem e de outputs que produzem;
- Identificar as DMUS eficientes, medir e localizar a ineficiência e estimar uma função de produção linear por partes (*piece-wise linear frontier*), que fornece o *benchmark* (referência) para as DMUS ineficientes. Ao identificar as origens e quantidades de ineficiência relativas de cada uma das DMUS, é possível analisar qualquer de suas dimensões relativas a entradas e/ou saídas;
- Determinar a eficiência relativa das DMUS, contemplando cada uma, relativamente a todas as outras que compõem o grupo a ser estudado. Assim, sob determinadas condições, DEA pode ser usado na problemática da ordenação como ferramenta multicritério de apoio à decisão;
- e) Subsidiar estratégias de produção que maximizem a eficiência das DMUS avaliadas, corrigindo as ineficientes através da determinação de alvos; Estabelecer taxas de substituição entre as entradas, entre as saídas e entre entradas e saídas,

permitindo a tomada de decisões gerenciais;

- f) Considerar a possibilidade de os *outliers* não representarem apenas desvios em relação ao comportamento "médio", mas possíveis benchmarks a serem analisados pelas demais DMUS. Os *outliers* podem representar as melhores práticas dentro do universo investigado.

## 2.2. Modelagem Clássica DEA

Há dois modelos clássicos DEA, o modelo CCR e o modelo BCC.

### 2.2.1. Modelo CCR

O modelo CCR (também conhecido por CRS ou *Constant Returns to Scale*), trabalha com retornos constantes de escala (Charnes et. al., 1978). Em sua formulação matemática considera-se que cada DMU  $k$  é uma unidade de produção que utiliza  $n$  inputs  $y_{ik}$ ,  $i = 1, \dots, n$ , para produzir  $m$  outputs  $x_{jk}$ ,  $j = 1, \dots, m$ . Esse modelo maximiza o quociente entre a combinação linear dos outputs e a combinação linear dos inputs, com a restrição de que para qualquer DMU esse quociente não pode ser maior que 1.

Quanto a forma dos multiplicadores os modelos são orientados aos inputs e orientados aos outputs.

- Modelo orientado ao input [1]

$$\text{Max} = \sum_{i=1}^m u_i \times y_{i0} \quad [1]$$

$$\sum_{i=1}^m u_i \times y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \times x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z$$

$$\sum_{j=1}^n v_j \times x_{j0} = 1$$

$$u_i \text{ e } v_j \geq 0, i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$$



- Modelo orientado ao output [2]

$$\begin{aligned} \text{Min} &= \sum_{j=1}^n v_j \times x_{j0} \\ & \sum_{i=1}^m u_i \times y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \times x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z. \\ & \sum_{i=1}^m u_i \times y_{i0} = 1 \\ & u_i \text{ e } v_j \geq 0, i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad [2]$$

Variáveis:

$u_i$  = utilidade do *output*  $i$ ;  
 $v_j$  = utilidade do *output*  $j$ ;  
 $x_{jk}$  = quantidade do insumo  $j$  da DMU  $k$ ;  
 $y_{ik}$  = quantidade do insumo  $i$  da DMU  $k$ ;  
 $x_{j0}$  = quantidade de insumo  $j$  da DMU em análise;  
 $y_{i0}$  = quantidade de insumo  $j$  da DMU em análise;  
 $z$  = número de unidades em avaliação;  
 $m$  = número de outputs;  
 $n$  = número de inputs.

### 2.2.2. Modelo BCC

O modelo BCC (Banker et al., 1984), também chamado de VRS (*Variable Returns to Scale*), considera situações de eficiência de produção com variação de escala e não assume proporcionalidade entre inputs e outputs.

Quanto à forma dos multiplicadores os modelos são orientados aos inputs e orientados aos outputs.

- Modelo orientado ao input [3]

$$\begin{aligned} \text{Max} &= \sum_{i=1}^m u_i \times y_{i0} + u \\ & \sum_{i=1}^m u_i \times y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \times x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z \\ & \sum_{j=1}^n v_j \times x_{j0} = 1 \\ & u_i \text{ e } v_j \geq 0, i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad [3]$$

- Modelo orientado ao output [4]

$$\begin{aligned} \text{Min} &= \sum_{j=1}^n v_j \times x_{j0} + v \\ & \sum_{i=1}^m u_i \times y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \times x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z \\ & \sum_{i=1}^m u_i \times y_{i0} = 1 \\ & u_i \text{ e } v_j \geq 0, i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad [4]$$

Variáveis:

$u_i$  = peso calculado para o produto  $i$ ;  
 $v_j$  = peso calculado para o insumo  $j$ ;  
 $x_{jk}$  = quantidade do insumo  $j$  para unidade  $k$ ;  
 $y_{ik}$  = quantidade do produto  $i$  para a unidade  $k$ ;  
 $x_{j0}$  = quantidade do insumo  $j$  para unidade em análise;  
 $y_{i0}$  = quantidade do produto  $i$  para unidade em análise;  
 $z$  = número de unidades em avaliação;  
 $m$  = número de tipos de produtos;  
 $n$  = número de tipos de insumos;  
 $u$  e  $v$  = coeficientes de retorno de escala.

### 2.2.3. Outros modelos

Além dos modelos clássicos em DEA, neste trabalho optou-se por usar três modelos de aumento de aumento de discriminação em DEA, cujos resultados são comparados. Os modelos usados são Modelo de supereficiência, modelo aditivo, e o índice *Malmquist*.

- a) Modelo de supereficiência

A ideia básica desse modelo é comparar a unidade que está sendo avaliada com uma combinação linear de todas as outras unidades da amostra, sendo que a unidade de referência é excluída. Assim, dado que a unidade que está sendo avaliada é retirada do conjunto das unidades de comparação, a eficiência obtida pode ser maior que 100%. O índice obtido reflete a distância radial de uma





unidade à fronteira de produção estimada com aquela DMU excluída da amostra, ou seja, o incremento proporcional máximo nos inputs que preserva a eficiência.

Ao retirar-se a DMU C da análise, sua comparação passa a ser feita com o alvo C'. Como parte da fronteira foi eliminada, quando a DMU C é comparada com o seu alvo, ela é mais do que eficiente, isto é, supereficiente em comparação a C'. Pode ser deduzido que todas as unidades eficientes serão supereficientes em alguma medida.

O modelo (formulação do envelope) para o cálculo da supereficiência está descrito em [5]. Esse enfoque fornece uma ordenação de unidades eficientes segundo o índice de supereficiência. Tem como vantagem o fato de fornecer uma discriminação entre as unidades eficientes, sem alterar a ordenação das ineficientes e como desvantagem o fato de que a ordenação obtida depende apenas de condições locais da fronteira, não de propriedades gerais das DMUs ou da fronteira.

$$\text{Min } \theta - e's^- - e's^+$$

sujeito a

$$\theta X_j = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n \lambda_k X_k + s^-$$

$$Y_j = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n \lambda_k Y_k - s^+$$

$$\lambda_k, s^+, s^- \geq 0$$

[5]

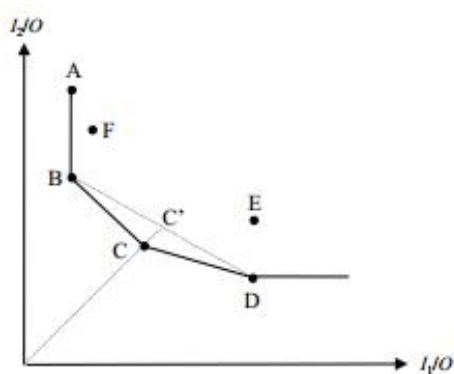


Figura 5: Exemplo de supereficiência

Nesse modelo  $\theta$  é a eficiência;  $s^+$  e  $s^-$  são as folgas;  $e$  é um vetor unitário;  $X_k$  e  $Y_k$  representam, respectivamente, o conjunto dos inputs e dos outputs;  $\lambda_k$  representa a contribuição da DMU  $k$  na formação do alvo da DMU em avaliação.

## b) Modelo Aditivo

No modelo aditivo se maximiza a soma das diferenças entre as coordenadas  $(X_k, Y_k)$  da unidade avaliada e do ponto projetado  $(\hat{X}_k, \hat{Y}_k)$  na fronteira de eficiência. Nos modelos orientados, são reduzidos ou aumentados na mesma proporção todos os fatores até à superfície envolvente. O modelo aditivo só mede o excesso dos *inputs* e o déficit dos *outputs* em que uma determinada DMU opera.

Se o ponto projetado  $(\hat{X}_k, \hat{Y}_k)$  forem coincidentes e o ponto em análise  $(X_k, Y_k)$  forem coincidentes, então este ponto pertence à fronteira de eficiência. Neste caso, as folgas serão nulas e, por conseguinte, o valor ótimo encontrado para o problema de programação linear será nulo. Uma DMU será eficiente no modelo aditivo se e somente se for eficiente nos modelos VRS. (SANT'ANA et. al., 2002).

## c) Índice Malmquist

De acordo com Almeida (2010) a finalidade do índice Malmquist é comparar períodos adjacentes usando os dados de input e output de um período base, porque a utilização apenas da Análise por Envoltória de Dados pode comprometer os resultados, tornando-os tendenciosos, visto que a técnica ignora a dinâmica de mercado, segundo a qual as unidades organizacionais podem ser eficientes para alguns períodos no tempo e ineficientes para outros (CHEN; IQBAL ALI, 2004), tornando-se uma ótima ferramenta para



medir a mudança de produtividade das DMUs.

Segundo Malmquist (1953), o índice de Malmquist [6] é definido em termos da razão entre funções distância, conforme a seguinte expressão:

$$\text{Índice Malmquist} = \frac{\text{Eficiência técnica total } p2}{\text{Eficiência técnica total } p1} \quad [6]$$

O índice de Malmquist se caracteriza por ter a capacidade de medir a mudança, em termos de produtividade total dos fatores, entre diferentes períodos e decompor esse índice em eficiência técnica e mudança de tecnologia (CAVES et. al., 1982), conforme ilustra a Expressão da Figura 6.

Composição do Índice Malmquist	
$IM = \left( \sqrt{\frac{D_0(x'_t, y'_t)}{D_t(x'_t, y'_t)} \cdot \frac{D_0(x^0_v, y^0_v)}{D_t(x^0_v, y^0_v)}} \right) \cdot \left( \frac{D_t(x'_t, y'_t)}{D_0(x^0_v, y^0_v)} \right) = AT * AE$	

Figura 6: Composição do Índice Malmquist

Em que:

IM = Índice Malmquist;

$D_0$  = Função distância relativa à fronteira do período 0;

$D_t$  = Função distância relativa à fronteira do período t;

$y^0_v$  = Quantidade do *output* virtual da DMU em análise no período 0;

$x^0_v$  = Quantidade do *input* virtual da DMU em análise no período 0;

$y^t_v$  = Quantidade do *output* virtual da DMU em análise no período t;

$x^t_v$  = Quantidade do *input* virtual da DMU em análise no período t;

$D_0(x^0_v, y^0_v)$  = Distância da DMU no período 0 relativa à fronteira do período 0;

$D_t(x^t_v, y^t_v)$  = Distância da DMU no período t relativa à fronteira do período 0;

$D_0(x^t_v, y^t_v)$  = Distância da DMU no período 0 relativa à fronteira do período t;

$D_t(x^0_v, y^0_v)$  = Distância da DMU no período t relativa à fronteira do período t;

AT = Alterações Tecnológicas de uma DMU entre os períodos 0 e t; e,

AE = Alterações de Eficiência de uma DMU entre os períodos 0 e t.

Os resultados oferecem subsídio para a análise da produtividade, pois permitem identificar se houve aumento no progresso tecnológico, melhoria da eficiência total da DMU, ou ambos, para a amostra especificada. Logo, este é o procedimento mais adequado para, de maneira direta, identificar se as mudanças no desenvolvimento de um ambiente foram relativas à mudança tecnológica ou

à produtividade total dos fatores de produção de uma DMU (ALMEIDA, 2010).

### 3. METODOLOGIA

Para o desenvolvimento da tese serão trabalhadas as seguintes etapas:

- A partir dos objetivos, realizar-se-á a pesquisa teórica na literatura sobre os temas: cadeia produtiva do petróleo e gás, gestão ambiental, sistemas de gestão ambiental e *Data Envelopment Analysis* (DEA);
- Decorrente da pesquisa teórica e do estudo da metodologia da pesquisa define-se a pesquisa de campo;
- Em função dos objetivos e condições operacionais de realizar a pesquisa de campo, será definida a amostragem apropriada;
- Decorrente dos objetivos e da técnica selecionada para analisar a variável de interesse na pesquisa teórica faz-se a análise dos dados coletados durante a pesquisa de campo;
- Em conclusão, faz-se uma análise crítica dos resultados com referência ao objetivo do trabalho.

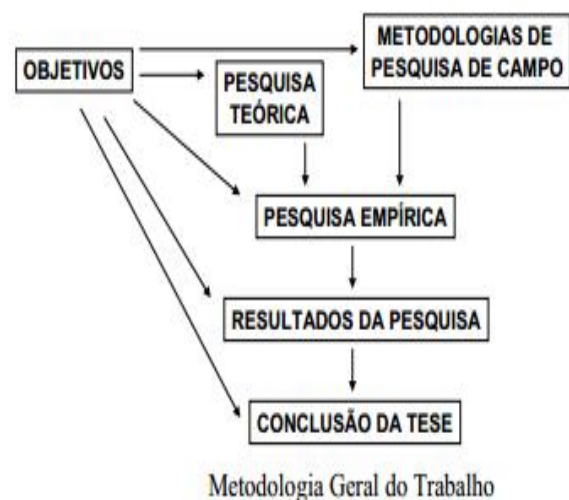


Figura 7: Metodologia Geral do Trabalho





#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A *Data Envelopment Analysis* é uma técnica de programação matemática que analisa o desempenho, em termos de eficiência relativa, de diferentes unidades tomadoras de decisão (*DMUs – Decision Making Units*), a partir de um conjunto de *inputs* e *outputs*. Podemos concluir que é uma metodologia eficiente que auxilia no planejamento e tomada de decisão. Porém, na engenharia do petróleo tem uma aplicação muito pequena e insipiente.

A partir da análise das informações pesquisadas verificou-se que ao longo de 23 anos (1998 a 2015) rastreou-se apenas 33 publicações com a aplicação da metodologia DEA na Engenharia do petróleo é um número muito pequeno e pouco significativo no contexto geral da utilização da metodologia DEA nos seus mais diversos campos de atuação. Também é pequeno o número de pesquisadores publicando resultados de pesquisa na área de engenharia do petróleo, como também é pequena a quantidade de aplicações.

Japão, Estados Unidos e China são os três primeiros no ranking de publicações, mesmo assim com pequena quantidade de artigos.

No ranking mundial o Brasil encontra-se na quarta posição com três publicações, sendo uma no estudo da eficiência de refinarias de petróleo, de posto de combustível e da melhoria da gestão empresarial. Outras áreas merecem ser investigadas cientificamente e ser incentivado o desenvolvimento de pesquisas nas Universidades que tem interesse em obter conhecimento na ciência da engenharia do petróleo. Talvez o uso restrito da DEA seja a dificuldade de softwares específicos, complexidade da metodologia, existência de poucos docentes com conhecimento técnico sobre o tema.

Quanto aos métodos aplicados destaca-se o BCC e o CCR, além de

métodos complexos como o índice Malmquist e o modelo de supereficiência. Técnicas estatísticas como análise de regressão, processos estocásticos e métodos de Markov são trabalhados em conjunto.

#### 5. CONCLUSÕES

As principais áreas de aplicação da DEA são nos estudos da eficiência de refinarias de petróleo, eficiência ambiental e eficiência das práticas de gestão empresarial. A nível de Brasil merecem ser desenvolvidas linhas de pesquisa com aplicação de DEA na engenharia e geologia de reservatórios, exploração e exploração de petróleo, automação na indústria do petróleo e meio ambiente na indústria do petróleo e gás.

O tema merece ser trabalhado nas academias propondo técnicas para apoiar as MPEs que atuam na área ambiental

#### 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, Mariana R. de. ***A eficiência dos investimentos do programa de inovação tecnológica em pequena empresa (PIPE): uma integração da Análise Envoltória de Dados e Índice Malmquist***. 2010, 249 p. Tese de Doutorado da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo. São Carlos-SP.

BANKER, R.D., CHARNES, A. & COOPER, W.W. ***Some models for estimating technical scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis***. Management Science Vol. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.

CAVES, D.W.; CHRISTENSEN, L. R.; DIEWERT, W. E. ***The economic theory of index numbers and the measurement of input, output and***



**productivity.** *Econometric*, v. 50, n. 6, p. 1414–1939, 1982.

CHARNES, A., COOPER, W.W. & RHODES, E. **Measuring the efficiency of decision-making units.** *European Journal of Operational Research* Vol. 2, p. 429-444, 1978.

CHEN, Y.; IQBAL ALI, A. **DEA Malmquist productivity measure: New insights with an application to computer industry.** *European Journal of Operational Research*, v. 159, n. 1, p. 239–249, 2004.

FARRELL, M. J. **The Measurement of Productive Efficiency.** *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957.

FORSUND, F.; SARAFIOGLOU, N. **On the origins of Data Envelopment Analysis.** *Journal Productivity Analysis*. Vol. 17 n° 1/2. P 23-40, 2002.

GOMES, E. G; SOARES DE MELO, J. C. ESTELLITA LINS M. P. **Redistribuição de inputs e outputs em modelos de análise envoltória de dados com ganhos de soma zero.** *Pesquisa Operacional*. Vol. 24, nº 2, 2004.

ISMAIL, Zubaidah; TAI, Jie Chuin; KONG, Keen Kuan; LAW, Kim Hing; Shirazi, Sharif Moniruzzaman; Karim, Ramlee. **Using data envelopment analysis in comparing the environmental performance and technical efficiency of selected companies in their global petroleum operations.** *Measurement*. Vol.46, pp.3401-3413, 2013.

MALMQUIST, S. **Index numbers and indifference surfaces.** *Trabajos de Estadística*, v. 4, p. 209–242, 1953.

SANT'ANNA, Anibal P. OLIVEIRA, Cleber A. de. **Complementando DEA com o cálculo probabilístico de**

**produtividades globais na comparação de desempenhos em um segmento do setor público.** XXXIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. Rio de Janeiro, 8 a 11 de Novembro, 2002.

SONG, Jie-Kun. **Energy utilization planning of oilfield enterprises based on GM and DEA.** *Resources & Industries*, 2009.

SUEYOSHI, Toshiyuki. GOTO, Mika. **Returns to scale and damages to scale under natural and managerial disposability: Strategy, efficiency and competitiveness of petroleum firms.** *Energy Economics*, Vol.34, pp.645-662, 2012.

SUEYOSHI, Toshiyuki. GOTO, Mika. **Data Envelopment Analysis for environmental assessment: Comparison between public and private ownership in petroleum industry.** *European Journal Of Operational Research*. pp. 668-678, 2012.