



ISSN: 2230-9926

Available online at <http://www.journalijdr.com>

# IJDR

International Journal of Development Research

Vol. 10, Issue, 06, pp. 36592-36604, June, 2020

<https://doi.org/10.37118/ijdr.19025.06.2020>



RESEARCH ARTICLE

OPEN ACCESS

## DDEA E REGRESSÃO LOGÍSTICA: UMA APLICAÇÃO NOS CAMPOS DE PETRÓLEO BRASILEIROS

\*<sup>1</sup>Marcus Vinicius Dantas de Assunção, <sup>2</sup>Mariana Rodrigues de Almeida and <sup>3</sup>Marcela Marques Vieira

<sup>1</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte, Brasil

<sup>2</sup>Universidade Federal do Rio Grande do Norte

### ARTICLE INFO

#### Article History:

Received 19<sup>th</sup> March, 2020

Received in revised form

11<sup>th</sup> April, 2020

Accepted 17<sup>th</sup> May, 2020

Published online 25<sup>th</sup> June, 2020

#### Key words:

Sustentabilidade ambiental. Campos de petróleo. Eficiência ambiental. Água produzida. Regressão Logística.

#### \*Corresponding author:

Marcus Vinicius Dantas de Assunção

### ABSTRACT

Este artigo tem como objetivo avaliar a eficiência ambiental dinâmica dos campos de petróleo das bacias costeiras brasileiras, considerando os anos de 2014, 2015 e 2016, por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA) e validada pela regressão logística. Os dados foram disponibilizados pela ANP (Agência Nacional de Petróleo) em seu sítio eletrônico perfazendo um total de 67 campos pertencentes às bacias de Alagoas, Camamu, Espírito Santo, Potiguar e Sergipe. Os anos analisados foram 2014, 2015 e 2016 com a utilização do *Dynamic Data Envelopment Analysis* (DDEA) para o cálculo da eficiência e confirmados por meio da Regressão Logística. Os resultados autorizam dizer que há um mau gerenciamento dos recursos tecnológicos dos campos *onshore* das bacias costeiras brasileiras, provocando quantidades excessivas de água produzida de petróleo. Resta ainda clara a relevante contribuição da utilização da Regressão Logística para a validação dos resultados do (DDEA).

Copyright © 2020, Marcus Vinicius Dantas de Assunção et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Citation: Marcus Vinicius Dantas de Assunção, Mariana Rodrigues de Almeida and Marcela Marques Vieira. "DDEA e Regressão Logística: uma aplicação nos campos de petróleo Brasileiros", *International Journal of Development Research*, 10, (06), 36592-36604.

## INTRODUCTION

O petróleo e o gás natural apresentam-se na civilização moderna como energias capazes de produzir múltiplos derivados a fim de atender a uma demanda mundial sempre latente. Contudo, como na maioria das atividades industriais, os processos de produção de petróleo e gás produzem grandes volumes de resíduos líquidos, dentre os quais, destaca-se a geração de água produzida de petróleo, comumente denominada "água produzida". A água produzida contém diversos componentes orgânicos e inorgânicos e a sua descarga pode poluir as águas superficiais e subterrâneas do solo, causando danos ambientais significativos ao meio e, conseqüentemente, afetando a sustentabilidade ambiental da indústria de petróleo e gás (ASSUNÇÃO, VIEIRA; ALMEIDA, 2018). Este fluido indesejável é uma parte inextricável do processo de recuperação de hidrocarbonetos. À medida que os campos vão se desenvolvendo, estes tendem a produzir quantidades crescentes de água (KHATIB; VERBEEK, 2003), podendo alcançar valores próximos a 100% da produção do poço à medida que se chega ao fim de sua vida produtiva. O volume de água produzida pode chegar a um volume 10 vezes maior que o do hidrocarboneto produzido (STEPHERSON, 1992). Tais proporções permitem admitir que atualmente são produzidos a nível global aproximadamente 90 milhões de barris de petróleo por dia e até 450 milhões de barris de água produzida por dia. Com volumes desta magnitude, a eliminação da água produzida torna-se muito importante para o operador e para o meio ambiente. Além da idade do campo, outro fator que pode determinar uma maior incidência de água produzida de petróleo na produção de petróleo é o grau API (*American Petroleum Institute*) associado à jazida a ser explorada. De acordo com Silva *et al.* (2007), os petróleos com densidade inferior 30°API formam emulsões estáveis e apresentam aparecimento de água livre com teores de água superiores a 70% em volume. Diante da problemática exposta, tem-se evidente os danos causados ao meio ambiente em virtude das repetidas e constantes gerações de água produzida pela indústria de petróleo e gás, promovendo prejuízos à sustentabilidade ambiental da indústria em questão, o que ratificam os desafios na busca pela eficiência. Considerando a relevância dessa temática, identificou-se a escassez de estudos quantitativos relacionados a avaliação de eficiência produtiva na indústria do petróleo e gás, sobretudo com a consideração de que o sistema de produção possui como saída, o output indesejável "água produzida".

Mediante a importância e do impacto das questões ambientais na indústria do petróleo, o presente estudo continua as considerações de Sueyoshi; Goto (2012a, 2012b) e de Song; Zhang; Wang (2015). Todavia, a presente análise se apresenta distinta por investigar aspectos dinâmicos de produção por meio de uma modelagem adequada (DDEA), visando acompanhar o desempenho de campos produtivos na bacia potiguar tanto em questões produtivas, quanto em questões ambientais. Portanto, este trabalho tem o objetivo de avaliar a eficiência ambiental dinâmica dos campos de petróleo das bacias costeiras brasileiras, considerando os anos de 2014, 2015 e 2016, por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA) e validada pela regressão logística. Esta avaliação será estruturada nas considerações de Kao (2013), caracterizadas por retornos constantes de escala e orientação aos produtos. Esse estudo trará uma significativa contribuição para literatura especializada na área de petróleo, uma vez que trata de variáveis ainda não utilizadas na relação direta com a produção de água associada ao petróleo, bem como pela consideração de aspectos intrínsecos à eficiência ambiental. Além da contribuição relativa a área ambiental, o estudo contribui para a literatura de DEA, haja vista ainda serem insipientes os estudos de desempenho com o setor petrolífero, sobretudo com a utilização de modelos dinâmicos. O estudo se encontra disposto em cinco seções, sendo a primeira seção dedicada à introdução, com uma abordagem voltada para um maior detalhamento sobre água produzida. A segunda seção trata da literatura de DEA. Os procedimentos metodológicos utilizados, bem como as ferramentas, estão descritos na terceira seção. Já a quarta seção traz os resultados e discussões a partir das análises dos dados. Por fim, concluir-se-á o estudo mediante a obtenção de respostas para o objetivo proposto.

## REVISÃO DA LITERATURA

**DEA (*Data Envelopment Analysis*):** Essa ferramenta considera um método não-paramétrico para determinar a curva de eficiência por meio da identificação de uma fronteira (com relações saída/entrada = 100%) permitindo analisar o desempenho relativo de unidades produtivas semelhantes (COOK; SEIFORD, 2009). Em uma organização, seja esta industrial ou de serviços, os resultados da análise da DEA permitem que sejam identificadas as operações ineficientes, proporcionando subsídios aos gestores na tomada de decisão vinculada à redução dos recursos produtivos e aumentos dos níveis de produção (KAO; LIN, 2012).

Uma das vantagens da DEA é a possibilidade de empregar múltiplos produtos e insumos na composição da análise, que podem ser variáveis contínuas, ordinais ou categóricas, podendo ser medidas em diferentes unidades. No entanto, conforme Cooper; Seiford; Tone (2006), as variáveis de entrada e de saída para cada DMU devem atender alguns critérios no intuito de melhor retratarem a realidade:

- Devem ser escolhidas, apoiadas no interesse empresarial dos gestores, as variáveis e as DMU's;
- Deve-se buscar utilizar um número menor de variáveis de entradas comparado à quantidade das variáveis de saída;
- Recomenda-se aplicar os modelos clássicos CCR e BCC quando a quantidade de DMU's é igual ou maior que três vezes o somatório do número de variáveis de entrada e de saída.

Quando o terceiro critério não é satisfeito tanto o modelo do CCR (Retorno Constante de Escala), proposto por Charnes; Cooper; Rhodes (1978), quanto o BCC (Retorno Variável de Escala), desenvolvido por Banker; Charnes; Cooper (1984), não proporcionam uma boa discriminação das DMU's quanto à eficiência relativa (COOPER; SEIFORD; TONE, 2006). De acordo com Liu *et al.* (2013), é possível utilizar o DEA em diversas áreas de conhecimento. O CCR foi o primeiro modelo matemático de programação linear construído para mensurar eficiência. Desenvolvido por Charnes; Cooper; Rhodes (1978) e baseado no modelo já outrora proposto por Farrel (1957), esse modelo tornou-se mundialmente conhecido como Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) e estima a fronteira eficiente de um conjunto de entradas e saídas de um sistema de produção comparando uma quantidade  $n$  de DMU's (Unidades de tomada de decisão). Com a complexidade sistêmica das modelagens, a literatura apresentou avanços. Logo, surgiram novos modelos capazes de compreender os meandros no sistema interno para reduzir os entraves e melhorar a eficiência. Acerca dessa realidade, Cook; Seiford (2009) apresentaram uma coletânea de trabalhos ratificando esse crescimento. De maneira mais específica, surgiram os marcos da literatura com os modelos dinâmico (TONE; TSUTSUI, 2010; KAO, 2013). Os modelos dinâmicos são aqueles que consideram uma interdependência temporal entre diferentes períodos empregando, para tanto, métodos de solução associados para calcular a eficiência relativa de uma série de vários períodos e DMU's. Essa interdependência é atribuída a cinco fatores associados com aspectos dinâmicos da produção, quais sejam: atrasos na produção; estoques; capital ou aspectos *quasi-fixed* genéricos; custos de ajuste; e desenvolvimento incremental e modelos de aprendizagem (KAO, 2013; FALLAH-FINI *et al.*, 2014).

O modelo DEA dinâmico é diferente do modelo DEA estático, pois enfatiza as atividades intertemporais das unidades de tomada de decisão (DMU's) entre dois ou mais períodos de tempo consecutivos por meio dos quais pode-se estimar a eficiência de um período individual e a eficiência global de todos os períodos estudados. Segundo Jiang; Lin (2012), a avaliação de eficiência de um único período pode levar a um quadro estático de indefinições, uma vez que efeitos dinâmicos de produtividade podem alterar essa eficiência a curto ou a longo prazo. Na visão de Fallah-Fini; Triantis; Johnson (2014), os modelos tradicionais restringem-se somente às eficiências relativas para tomada de decisão com múltiplos *inputs* e *outputs*, contudo suprimem a estrutura interna das DMU's por não serem incluídas nas análises. Kao (2013) desenvolveu um modelo de DEA Dinâmico, em que se enquadram *quasi-fixed inputs* ou a existência de produtos intermediários que caracterizam a interdependência temporal. O modelo é orientado ao *output* com retornos constantes de escala, no qual  $ur$  e  $vi$  são multiplicadores virtuais e  $\epsilon$  é um número não arquimediano muito pequeno de modo que nenhum fator seja suprimido no cálculo da eficiência. De acordo ainda com Kao (2013), o sistema dinâmico é uma sequência de períodos ligados por fluxos  $Zfj(t)$  (*quasi-fixed input f*). A restrição 1 (Equação 2.1) faz menção à DMU em análise, cujo somatório do produto dos insumos por seus pesos é acrescido ao somatório do produto entre as variáveis intermediárias de entrada e seus respectivos pesos.

A restrição 2 (Equação 2.2) mostra-se redundante e pode ser excluída, pois são restrições globais por DMU e já estão incluídas no cálculo da restrição 3 (Equação 2.3). A restrição 3 (Equação 2.3) está relacionada a cada um dos períodos por DMU, caracterizada pela diferença do somatório dos *inputs* e *quasi-fixed inputs* do período anterior, subtraídos pela soma do somatório dos *outputs* e os *quasi-fixed inputs* do período atual que se configura como um *output* do sistema. Quando se objetiva compreender as variações, totais e por período, da eficiência produtiva de uma forma dinâmica, elege-se a modelagem desenvolvida por Kao (2013), descrita nas Equações (2.1 – 2.5):

$$\frac{1}{E_k^R} = \min. \sum_{i=1}^m v_i \cdot X_{ik} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fk}^{(0)} \quad (2.1)$$

$$s. t. \sum_{r=1}^s u_r \cdot Y_{rk} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fk}^{(p)} = 1 \quad (2.2)$$

$$\left( \sum_{i=1}^m v_i \cdot X_{ij} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fj}^{(0)} \right) - \left( \sum_{r=1}^s u_r \cdot Y_{rj} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fj}^{(p)} \right) \geq 0, j = 1, \dots, n \quad (2.3)$$

$$\left( \sum_{i=1}^m v_i \cdot X_{ij}^{(t)} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fj}^{(t-1)} \right) - \left( \sum_{r=1}^s u_r \cdot Y_{rj}^{(t)} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fj}^{(t)} \right) \geq 0 \quad (2.4)$$

$$j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, p$$

$$u_r, v_i, w_f \geq \varepsilon, r = 1, \dots, s; i = 1, \dots, m; f = 1, \dots, g \quad (2.5)$$

Onde  $v_i$  é a utilidade do *input*;  $u_r$  é a utilidade do *output*;  $w_f$  é a utilidade do produto intermediário;  $X_{ik}$  é a quantidade do insumo  $i$  da DMU  $k$ ;  $Y_{rk}$  é a quantidade do produto  $r$  da DMU  $k$ ;  $Z_{fk}^{(p)}$  é a quantidade do produto intermediário  $f$  da DMU  $k$  no período  $p$ ;  $Z_{fj}^{(p)}$  é a quantidade do produto intermediário  $f$  da DMU  $j$  no período  $p$ ;  $Z_{fk}^0$  é a quantidade do produto intermediário  $f$  da DMU  $k$  que é entrada no período inicial;  $Z_{fj}^0$  é a quantidade do produto intermediário  $f$  da DMU  $j$  que é entrada no período inicial;  $X_{ij}^t$  é a quantidade do insumo  $i$  da DMU  $j$  no período em análise;  $Y_{rj}^t$  é a quantidade do produto  $r$  da DMU  $j$  no período;  $Z_{fj}^{t-1}$  é a quantidade do produto intermediário  $f$  da DMU  $j$  no período anterior ao que está em análise; e,  $Z_{fj}^t$  é a quantidade do produto intermediário  $f$  da DMU  $j$  no período em análise. Com a solução ótima ( $u_r^*, v_i^*, w_f^*$ ), pode-se calcular a eficiência de todo o sistema,  $E_k^s$ , e do período  $t$ ,  $E_k^t$ , com  $t = 1, \dots, p$ , para a DMU  $k$ , mediante as Equações 2.6 e 2.7, tomando-se como base o segundo e terceiro conjuntos de restrições do modelo exposto anteriormente:

$$E_k^S = \frac{\sum_{r=1}^s u_r \cdot Y_{rk} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fk}^{(p)}}{\sum_{i=1}^m v_i \cdot X_{ik} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fk}^{(0)}} \quad (2.6)$$

$$E_k^t = \frac{\sum_{r=1}^s u_r \cdot Y_{rk}^{(t)} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fk}^{(t)}}{\sum_{i=1}^m v_i \cdot X_{ik}^{(t)} + \sum_{f=1}^g w_f \cdot Z_{fk}^{(t-1)}} \quad (2.7)$$

**Modelos Dinâmicos de Eficiência:** Sengupta (1995) e Färe; Grosskopf (1996) foram precursores no desenvolvimento do DEA dinâmico. Sengupta (1995) modelou o DEA dinâmico introduzindo os “valores sombra” de entradas *quasi-fixed* e seus caminhos ótimos em um problema analítico de programação linear. Fare; Grosskopf (1996) formularam vários tipos de substituição intertemporal entre insumos, saídas e / ou resultados intermediários empregando uma teoria de rede que serviu como base para a formulação do *Network DEA*. Fare; Grosskopf (1996) agregaram aspectos dinâmicos ao DEA tradicional clássico a partir da introdução de uma sequência de tecnologias estáticas, conectadas por *inputs* ou *outputs* intermediários presentes entre os períodos analisados. Outra contribuição importante do modelo versa sobre a possibilidade de se inserirem *inputs* estocáveis.

Nemoto; Goto (1999) estenderam o modelo DEA a uma estrutura dinâmica incorporando os custos de ajuste de investimento e substituição intertemporal. Se uma empresa não pode mudar instantaneamente os níveis de entradas *quasi-fixed* sem custos de ajuste, essa enfrenta um problema de alocação de recursos entre a produção de bens e projetos de investimento em entradas *quasi-fixed*. Para explicar esse problema de alocação dentro da DEA, as entradas *quasi-fixed* no final do período foram tratadas como se fossem saídas nesse período. Mediante os trabalhos semanais desenvolvidos por Sengupta (1995), Fare; Grosskopf (1996) e Nemoto; Goto (1999) a análise de desempenho dinâmico tem evoluído no sentido de se aperfeiçoarem os modelos, cujos resultados estão cada vez mais próximos da realidade. O Quadro 1 demonstra os modelos desenvolvidos ao longo dos anos na área de DEA dinâmico. Tone; Tsutsui (2010) desenvolveram o modelo DEA dinâmico dentro das proposições de medidas baseadas em folgas que foi proposto por Färe; Grosskopf (1996). No modelo de Tone; Tsutsui (2010), as variáveis de transição foram classificadas em quatro categorias: desejável, indesejável, livre e fixa. O modelo aplicado foi o dinâmico-SBM (DSBM) para estimar a mudança de eficiência ao longo do tempo na divisão de geração de energia de 50 usinas hidrelétricas, compostas por 41 empresas americanas e 9 empresas japonesas.

Evoluindo o trabalho de Nemoto; Goto (1999), Jafarian-Moghaddam; Ghoseiri (2012) apresentaram um novo modelo DEA Dinâmico utilizando Fuzzy com valores faltantes, que se beneficia dos pontos fortes da modelagem multiobjetivo para superar a fraqueza e as desvantagens dos modelos clássicos DEA. O estudo comparou os resultados do modelo desenvolvido com os resultados do DEA CCR e BBC a partir de um banco de dados com 56 ferrovias ao redor do mundo. Os resultados para o estudo comparativo e o caso real revelaram uma melhoria significativa no tempo computacional e no poder discriminatório do modelo multiobjetivo.

Quadro 1. Variáveis utilizadas pelos trabalhos nos modelos de DEA dinâmico

		Tone; Tsutsui (2010)	Jafarian-Moghaddam; Ghoseiri (2012)	Kao (2013)	Lin; Yang (2014)	Martin-Gamboia; Iribarren (2016)	Yeh; Chang; Liu (2016)	Tu; Chang; Cheng (2016)	Guo <i>et al.</i> (2017)	Shabanpour; Yousefi; Saen (2017)	Barros <i>et al.</i> (2017)	
Inputs	Area			•					•			
	Força de trabalho	•	•	•	•		•	•				
	Energia Consumida (Óleo)	•			•			•	•			
	Despesa			•								
	Custos									•	•	
	Atrasos									•		
	Quantidade de vagões		•									
	Quantidade de trens		•									
	Comprimento dos trilhos		•									
	Equipamentos							•				
	Orçamento							•				
	População								•			
	Energia cinética						•					
Quasi-fixed	Capital				•			•				
	Estoque de floresta			•								
	Custo ecológico									•		
	Descontos no período seguinte									•		
	Tonelada bruta percorrida		•									
	km percorrido Passageiro		•									
	Comprimento linhas de transmissão	•										
	Quantidade de transformadores	•										
	Geração de eletricidade	•										
	Capacidade	•					•				•	
	Aprendizagem							•				
	Estoque de energia								•			
	Outputs	Desejáveis	PIB						•	•		
Recreação					•							
Conservação do solo					•							
Produção de madeira					•							
Geração de energia						•	•				•	
Capacidade de fornecimento											•	
Qualidade											•	
km percorridos											•	
Tonelada / km percorrido											•	
Passageiros transportados											•	
Toneladas transportadas											•	
Número de comboios percorridos											•	
Reciclagem											•	
Vendas para clientes pequenos			•						•			
Vendas para clientes grandes			•									
Indesejáveis		Emissão de CO <sub>2</sub>				•			•	•		
		Depuração do lixo						•				
Pais	Japão e Estados Unidos	Vários países	Taiwan	China	Espanha	Taiwan	BRICS + G7	OCDE + China	Irã	Angola		
Período	1991 - 1995	2002 - 2007	1989 - 1991	2005 - 2010	2007-2011	2006 - 2011	2000 - 2011	2000 - 2010	7 períodos	2004-2014		
Quantidade de DMU's	50	56	8	30	16	23	12	27	10	10		
Modelo	DSBM	DDEA fuzzy	DDEA relacional	DSBM	DDEA + Emery	DSBM	DEEM*	DSBM	DDEA + ANN**	VDRAM***		

Fonte: Dados da pesquisa, 2017. \*Dynamic Energy Efficiency Model; \*\*Artificial Neural Networks; \*\*\*Virtual Frontier Dynamic Range Adjusted Model

Seguindo o processo de evolução do DEA dinâmico, Kao (2013) apresentou um modelo relacional desenvolvido para calcular as medidas radiais das eficiências globais e periódicas para um sistema de produção de múltiplos períodos, os quais são conectados por variáveis *quasi-fixed*: estoque de capital, saída intermediária ou qualquer tipo de transferência e inventário. Eis uma relação matemática em que o complemento da eficiência geral é uma combinação linear das eficiências dos períodos. O modelo é desenvolvido a partir da forma multiplicadora do modelo DEA convencional. O trabalho utilizou-se das florestas de Taiwan, como estudo de caso, avaliando o desempenho dinâmico entre os anos de 1989 e 1991. Os resultados mostraram que o método para calcular a eficiência do sistema produziu escores superestimados quando a natureza dinâmica é ignorada, tornando-se possível a realização de uma análise dinâmica sempre que os dados estiverem disponíveis.

Com base nos dados da indústria de energia da China de 2005 a 2010 e no modelo desenvolvido por Tone; Tsutsui (2010), Lin; Yang (2014) aplicaram a abordagem SBM do modelo DEA dinâmico (um dos métodos de medição de eficiência correspondente à economia-energia-ambiente) analisando o Efeito de Energia-Fator Dinâmico Produtividade Total (ECDTFP) da indústria de energia e o efeito da eficiência de mudança da estrutura no investimento industrial. Yeh; Chang; Liu (2016) adotaram o modelo DEA dinâmico proposto por Tone; Tsutsui (2010) para investigar o efeito de transferência de aprendizagem sobre o desempenho dos sistemas de reciclagem de resíduos sólidos municipais (MSW) de Taiwan. Nesse caso os autores recorreram ao uso da análise de regressão foi utilizada para estimar o efeito de aprendizagem latente nos sistemas de reciclagem de MSW de 23 governos locais durante 2006-2011. Os resultados foram incorporados em um modelo DEA dinâmico que avaliou o desempenho relativo dos sistemas de governo local. Levando-se em conta o Grupo dos Sete países mais ricos do mundo (G7) e BRICS (Brasil, China, Índia, Rússia e África do Sul), países de economia emergente, como DMU's, Tu; Chang; Cheng (2016) evoluíram os modelos dinâmicos de Tone; Tsutsui (2010) uma vez que propuseram um modelo cujas eficiências dinâmicas são determinadas com restrições de pesos (WrD-DEA). Os principais resultados inferem: o BRICS tem maiores possibilidades de melhorias para alcançar a proporção padrão da taxa de desacoplamento de energia do que o G7; o G7 e o BRICS não convergem para descarbonização; o BRICS detém uma melhoria mais rápida na eficiência energética do que os membros do G7.

Abordando outra perspectiva de análise, Guo *et al.* (2017) aplicaram o DEA dinâmico implementando o modelo de *inputs* indesejáveis apresentado por Seiford; Zhu (2002) para avaliar a eficiência dos países da OCDE e a China com base em emissões de CO<sub>2</sub> emitidos pelos combustíveis fósseis. O modelo fez evoluir os estudos anteriores no que diz respeito ao emprego do estoque de energia como variável intermediária. O resultado empírico da eficiência média pontuada dos escores é de 0,78 para o período de 2000 a 2010, e o índice de ajuste no estoque de energia demonstrou que a maioria dos países apresentaram melhorias na eficiência. Alicerçados por uma abordagem híbrida, Shabanpour; Yousefi; Saen (2017) propuseram uma nova abordagem para o DDEA com uma perspectiva de prever uma eficiência futura das unidades de tomada de decisão (DMU's), utilizando-se, para tanto, das redes neurais artificiais (ANN) combinadas ao DEA dinâmico. As redes neurais previram os *inputs*, *outputs* e *carry-overs* de 10 fornecedores verdes em sete períodos. Então, os dados previstos provenientes de ANN são usados em DEA dinâmico. A nova abordagem leva a uma avaliação mais realista, pela qual os tomadores de decisão podem estar conscientes da futura eficiência dos fornecedores verdes.

No modelo DEA dinâmico, apresentado por Tone; Tsutsui (2010), as eficiências das DMU's são avaliadas em vários períodos passados enquanto no modelo híbrido proposto por Shabanpour; Yousefi; Saen (2017) é possível que o DEA dinâmico promova uma maior confiabilidade já que permitiria provisões futuras para as DMU's em análise. A partir do modelo RAM (*Range adjusted measure*) de ajuste dinâmico desenvolvido por Li; Wang; Cui (2016), aplicado ao setor aéreo, Barros *et al.* (2017) apresentaram um modelo com fronteiras virtuais VDRAM (ajuste dinâmico de fronteira virtual) para avaliar a eficiência dinâmica de 10 centrais hidrelétricas angolanas. Os resultados indicaram que a eficiência energética das centrais hidrelétricas em Angola foi impactada pela proximidade do rio, pela localização da estação e pela estrutura de custos. Os estudos dinâmicos baseiam-se essencialmente nos modelos desenvolvidos por Tone; Tsutsui (2010); Kao (2013). São modelos utilizados quando há a necessidade de se obterem eficiências ao longo de um intervalo de períodos, com interferência de uma variável intermediária (*quasi-fixed*). As pesquisas na área de meio ambiente na indústria do petróleo ainda são insipientes e necessitam evoluir no tocante à mensuração de eficiência por meio de modelos dinâmicos.

## METODOLOGIA

Neste estudo, considerou-se como população todos os campos de petróleo *onshore*, em produção, das bacias costeiras brasileiras entre os anos de 2014 e 2016. Os campos identificados perfazem um total de 67, instalados nos estados de Alagoas, Ceará, Espírito Santo, Rio Grande do Norte e Sergipe. Os dados são de origem secundária, presentes na forma de arquivos, bancos de dados, índices e relatórios obtidos por meio de bancos de dados extraídos na rede. Os dados foram consultados durante o período de outubro/2016 a novembro/2017 na plataforma *online* da ANP, cujo acesso é livre. O banco de dados foi consolidado a partir de informações isoladas na plataforma da ANP com o objetivo de construir uma base de dados única, exportada por meio de planilhas eletrônicas, nas quais continham informações referentes à área do campo, quantidade de poços por geometria (verticais, direcionais e horizontais), grau API, idade do campo, produção de óleo e água produzida por campo, capazes de fornecer subsídios suficientes para suportar os modelos propostos neste trabalho. O método de pesquisa está dividido em 2 fases. Na primeira fase o método trata da consecução do modelo de eficiência dinâmica, já a segunda fase corresponde à validação do modelo proposto a partir da aplicação da regressão logística. A fase 1 consiste na aplicação da análise envoltória de dados dinâmica aos dados concernentes aos anos de 2014, 2015 e 2016, cujos *inputs* serão as variáveis selecionadas por meio da regressão multivariada; a variável intermediária (*quasi-fixed*) é o volume de petróleo produzido, enquanto que o *output* é a água produzida. Cabe ressaltar que a água produzida é tratada como variável indesejável, uma vez que quanto maior a sua produção, maior é o dano ambiental gerado.

Optou-se pela Análise Envolvória de Dados (DEA) por se tratar de um método capaz de medir, com maior robustez, a eficiência de um conjunto de DMU's relacionadas a questões de sustentabilidade ambiental (SUEYOSHI; GOTO, 2017). O modelo de eficiência ambiental proposto visa reduzir o volume de água produzida de petróleo a partir do planejamento adequado dos recursos tecnológicos (Poços Verticais e Poços Direcionais) e técnicos (Idade de exploração do campo e Área do Campo). Como a orientação do modelo é ao *input*, então o problema de programação linear busca maximizar o *output*, que nesse caso é indesejável, o que requer a função inversa da variável água produzida. A transição entre os períodos analisados se dá por meio do volume de óleo produzido, fator determinante para planejamentos subsequentes por parte das unidades tomadoras de decisões. O modelo de eficiência busca validação a contar da determinação da fronteira de eficiência. O software empregado para a consecução da mensuração de eficiência foi o *Matlab* versão R2014a. Em prosseguimento, será aplicada a regressão logística com o objetivo de executar uma análise de sensibilidade fundamentada na eficiência global. O uso desta ferramenta estatística tem o intuito de confirmar a influência de cada uma das variáveis utilizadas no modelo em relação à eficiência do campo petrolífero.

O modelo proposto busca a otimização de um conjunto de variáveis capazes de estabelecerem uma relação sustentável de saídas por entradas. Alicerçado pelas variáveis selecionadas para o modelo definitivo, pode-se estabelecer o conjunto de insumos suficientes para a determinação da sustentabilidade ambiental nos campos de petróleo *onshore* das bacias costeiras brasileiras. O procedimento de análise dos dados é realizado por meio de avaliação dos resultados apontados pelo software versão 24 do pacote estatístico *Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS) em resposta às regressões multivariadas e logística e aos resultados apresentados pelo Excel referentes ao cálculo da eficiência dos campos de petróleo *onshore* costeiros do Brasil.

**Data Envelopment Analysis:** Fundamentados nos modelos clássicos (CCR e BCC), novos modelos têm emergido com diferentes ângulos de abordagem, dentre os quais pode-se destacar o modelo DEA dinâmico (DDEA). O DDEA utiliza modelos de análise envoltória de dados para descrever as inter-relações entre períodos, incorporando atividades de transição (*carry-overs*) entre esses, com métodos de solução associados para calcular a eficiência relativa de *n*DMU's em *t* períodos (TONE; TSUTSUI, 2010; KAO, 2013). A modelagem adotada na presente investigação corresponde ao do modelo dinâmico de DEA, uma vez que a pesquisa busca avaliar um recorte temporal de três anos (2014, 2015 e 2016). Como se objetiva compreender as variações totais e por período da eficiência produtiva, elegeu-se a modelagem de Kao (2013), descrita nas Equações 2.1 a 2.5, como a mais adequada à realidade explorada. As variáveis são explicitadas na Tabela 1. As relações destas variáveis, em cada período, podem ser visualizadas na Figura 1, que expõe o modelo adotado na pesquisa e os respectivos *inputs* (poços verticais, poços direcionais, idade do campo e Grau API), produto intermediário (volume de petróleo produzido) e *outputs* (água produzida).

**Tabela 1 – Descrição das variáveis do estudo**

Tipo	Variável	Descrição
<i>Input</i>	Poços Verticais	Quantidade total de poços verticais em produção no campo de petróleo
<i>Input</i>	Poços Direcionais	Quantidade total de poços direcionais e horizontais em produção no campo de petróleo
<i>Input</i>	Grau API	Escala utilizada para medir a densidade do petróleo e seus derivados
<i>Input</i>	Idade do campo	Tempo de atividade do campo de petróleo
<i>Input</i>	Área do campo	Área em Km <sup>2</sup> do campo de petróleo
Intermediário	Produção de óleo	Volume em m <sup>3</sup> de petróleo produzido pelo campo de petróleo
<i>Output</i>	Água produzida	Volume em m <sup>3</sup> de água produzida pelo campo de petróleo

Fonte: Autor, 2020.

O modelo tem por intuito avaliar as DMU's também sob a ótica ambiental, logo, o *output* do sistema, a água produzida, deve ser minimizado com o propósito de reduzir o impacto ambiental dos campos de petróleo. Como a variável água produzida é um *output* indesejável, aplicou-se o método *MultiplicativeInverse* (MLT) desenvolvido por Golany; Roll (1989), de modo que transforma os *outputs* indesejáveis em seu inverso. Desse modo, a orientação do modelo DDEA tem por objetivo maximizar a função inversa de água produzida.

**Regressão Logística:** A regressão logística é empregada com o objetivo de se obter um modelo probabilístico e causal. Esta fase da pesquisa visa validar a relação entre a eficiência auferida pelo DDEA e as variáveis de estudo aplicadas neste trabalho e estimar a probabilidade de uma eficiência ocorrer dados os efeitos das variáveis independentes. Corrar; Paulo; Dias Filho (2012, p. 7) esclarecem que o “objetivo da regressão logística é encontrar uma função logística formada por meio de ponderações das variáveis (atributos), cuja resposta permite estabelecer a probabilidade de ocorrência de determinado evento e a importância das variáveis para esta ocorrência”.

As variáveis independentes para esses modelos são as já utilizadas na regressão múltipla (Grau API, Poços direcionais, Poços verticais, Poços horizontais, Idade, área do campo), formando a matriz “Z”. A variável dependente “Y”, para essa etapa do trabalho, é dicotômica, será intitulada “eficiência” e caracteriza para cada um dos quartis de eficiência se a DMU está abaixo (valor 0) ou acima (valor 1) do valor de referência para o quartil. A relação entre as variáveis independentes e a dependente segue para esta ferramenta estatística uma função logarítmica, conforme descrita na Equação 3.1.

$$\ln \left[ \frac{P(y)}{1-P(y)} \right] = \beta_0 + \beta * Z + \varepsilon \quad (3.1)$$

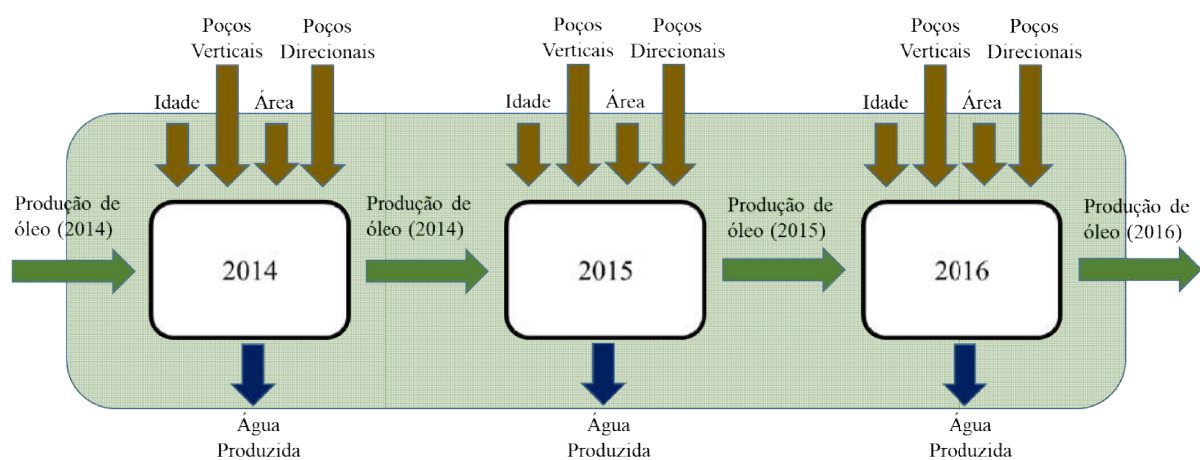
O  $\beta_0$  representa a variável constante do modelo; o  $\varepsilon$ , os resíduos; enquanto o  $\beta$  significa o vetor de parâmetro de explicação para as variáveis “Z” em relação ao Logit (Y). A ferramenta encontrará uma função, possibilitando um mapeamento da influência das

variáveis independentes na eficiência dos campos onshore das bacias costeiras brasileiras. A regressão logística busca validar os resultados apresentados pelo DEA dinâmico e permite produzir uma análise de sensibilidade para cada um dos três quartis (Q1, Q2=média, Q3). A variável dependente no primeiro quartil tratará as DMU's que possuírem eficiência superior a 25% como "1" e inferior ou igual a 25% como "0". Já para o segundo quartil, a variável dependente corresponderá a "1" para as DMU's que obtiverem eficiência superior a 50% e "0" quando esse valor for inferior ou igual a 50%. No terceiro quartil, as DMU's que perfizerem um valor superior a 75% serão nominadas com o numeral "1" e as que estiverem com eficiência abaixo de 75% receberão o valor "0".

A partir dos resultados da regressão logística, pode-se, graficamente, analisar se o efeito produzido por cada variável condiz com os índices de eficiência atribuídos às DMU's pelo DDEA.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os campos de petróleo foram investigados por meio de um modelo dinâmico da Análise Envoltória de Dados (DNDEA). As variáveis presentes no modelo de eficiência ambiental proposto foram definidas a partir do modelo de Assunção, Vieira e Almeida (2018, 2018a) e Assunção, Rodrigues e Vieira (2018): *inputs* (Poços verticais, Poços direcionais, Idade do campo), *quasi-fixed* (Produção de petróleo) e *output* (Água produzida), conforme exposto na Figura 1.



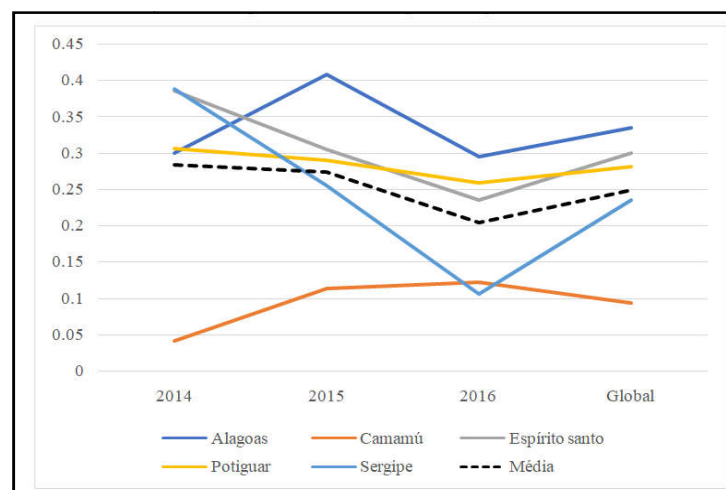
Fonte: Autor, 2020.

Figura 1. Modelo DEA dinâmico para eficiência ambiental dos campos de petróleo

Tabela 2 - Descritivas por Bacia costeira

Descritivas	Bacias				
	Potiguar	Alagoas	Camamú	Espírito Santo	Sergipe
Média	28,22%	33,47%	9,43%	30,06%	23,54%
Mediana	22,31%	21,42%	9,43%	25,76%	16,86%
Desvio-padrão	14,78%	20,95%	7,97%	16,41%	10,79%
Máximo	83,10%	60,76%	17,40%	79,93%	45,57%
Mínimo	3,24%	6,25%	1,46%	4,19%	11,30%

Fonte: Dados extraídos do Matlab R2014A



Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

Figura 2 – Eficiências parciais e global

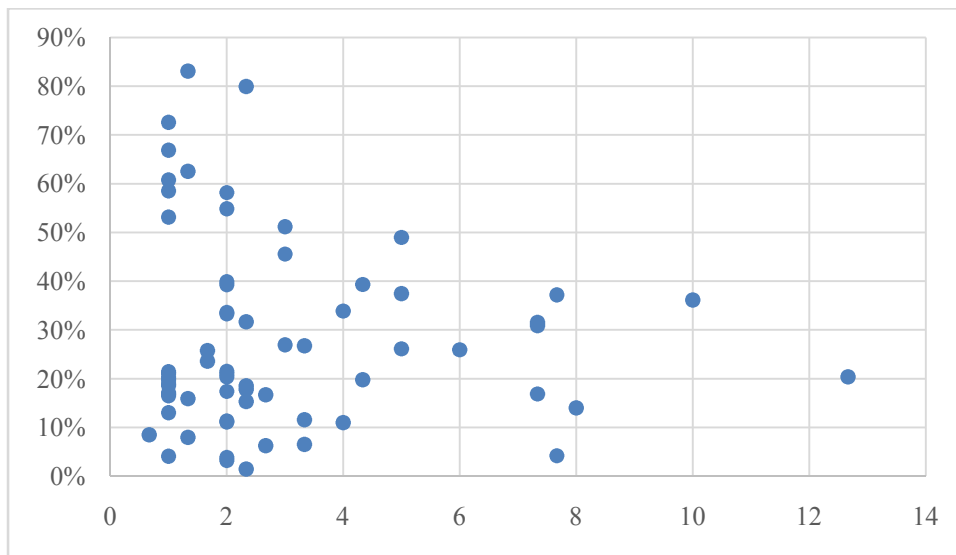
Tabela 3 – Eficiências global e por anos campos estudados

	Bacia	Eficiência Global	Eficiência 2014	Eficiência 2015	Eficiência 2016	Injeção
Sibite	Potiguar	83,10%	96,10%	58,09%	100,00%	A
Córrego Dourado	Espírito Santo	79,93%	73,22%	100,00%	69,38%	A
Lagoa Bonita	Espírito Santo	72,60%	100,00%	40,06%	79,70%	A
Irerê	Potiguar	66,86%	58,17%	100,00%	41,78%	A
Sabiá	Potiguar	62,56%	0,00%	100,00%	70,87%	A
Sul de Coruripe	Alagoas	60,76%	64,01%	57,40%	60,91%	A
Fazenda Pau Brasil	Alagoas	58,55%	24,06%	100,00%	47,83%	A
Lagoa Piabanha	Espírito Santo	58,17%	71,60%	56,56%	44,45%	A
Trinca Ferro	Potiguar	54,87%	66,96%	44,14%	54,24%	A
Carcará	Potiguar	53,14%	40,15%	24,97%	100,00%	A
Seriema	Espírito Santo	51,19%	56,85%	50,99%	45,49%	A
Biguá	Espírito Santo	48,98%	69,29%	47,23%	27,78%	A
Carapitanga	Sergipe	45,57%	68,01%	30,18%	35,03%	A
Maçarico	Potiguar	39,86%	74,25%	27,07%	25,59%	A
Varginha	Potiguar	39,33%	53,19%	36,50%	26,26%	B
Aruari	Sergipe	39,26%	53,35%	37,26%	25,03%	A
Macau	Potiguar	37,43%	39,61%	38,11%	34,66%	A
Córrego Cedro Norte	Espírito Santo	37,19%	49,00%	31,32%	30,05%	A
Morrinho	Potiguar	36,13%	42,00%	34,17%	31,91%	B
Fazenda Cedro	Espírito Santo	33,87%	52,37%	45,48%	1,77%	B
Rio Mossoró	Potiguar	33,62%	26,92%	29,85%	43,78%	B
Araçari	Potiguar	33,32%	50,92%	30,31%	18,45%	A
Poço Xavier	Potiguar	31,67%	41,59%	41,51%	18,05%	B
Asa Branca	Potiguar	31,53%	38,79%	24,51%	31,67%	B
Fazenda Cedro Norte	Espírito Santo	30,88%	42,93%	27,25%	21,00%	A
Córrego das Pedras	Espírito Santo	26,93%	28,98%	26,97%	24,83%	A
Campo Grande	Espírito Santo	26,76%	38,51%	26,11%	14,18%	A
Fazenda Canaan	Potiguar	26,13%	34,87%	11,95%	33,18%	B
Periquito	Potiguar	25,92%	43,69%	19,72%	13,53%	A
São Mateus Leste	Espírito Santo	25,76%	36,65%	24,97%	16,23%	A
Barrinha Sudoeste	Potiguar	23,59%	40,73%	19,64%	7,55%	A
Guriri	Espírito Santo	21,48%	31,83%	22,35%	9,08%	A
Jequiá	Alagoas	21,42%	21,64%	22,63%	20,00%	A
Iraúna	Potiguar	21,02%	25,75%	22,38%	16,23%	A
Colibri	Potiguar	20,93%	21,70%	21,13%	20,15%	A
Acauã	Potiguar	20,37%	19,19%	18,57%	23,00%	A
São Miguel dos Campos	Alagoas	20,36%	29,02%	18,17%	14,87%	A
Angico	Potiguar	20,25%	23,66%	25,21%	12,30%	A
Ilha Pequena	Sergipe	19,78%	32,55%	26,72%	0,00%	A
Pedra Sentada	Potiguar	19,73%	21,47%	22,61%	15,15%	A
Rio Ipiranga	Espírito Santo	18,93%	24,86%	0,00%	36,18%	A
Barrinha	Potiguar	18,62%	19,05%	20,92%	15,96%	A
Mariúcu	Espírito Santo	18,54%	26,60%	14,30%	14,45%	A
Tabuiaíá	Espírito Santo	17,82%	14,91%	27,94%	12,62%	A
Jiribatuba	Camamú	17,40%	7,28%	21,83%	22,11%	A
Juazeiro	Potiguar	17,08%	16,89%	21,49%	13,04%	A
Serra do Mel	Potiguar	16,86%	20,39%	38,54%	12,10%	A
Angelim	Sergipe	16,86%	23,48%	18,45%	8,30%	A
Atalaia Sul	Sergipe	16,69%	42,21%	44,11%	0,00%	A
Riacho Velho	Potiguar	16,51%	0,00%	35,98%	13,92%	A
Mariúcu Norte	Espírito Santo	15,91%	29,99%	28,99%	7,87%	A
Tigre	Sergipe	15,32%	27,53%	14,87%	2,29%	A
João de Barro	Potiguar	13,99%	17,44%	14,85%	10,10%	A
Fazenda Junco	Potiguar	13,02%	9,20%	16,92%	12,95%	A
Nativo Oeste	Espírito Santo	11,59%	35,64%	28,17%	0,00%	A
Foz do Vaza-barris	Sergipe	11,30%	24,34%	7,13%	3,36%	A
Crejoá	Espírito Santo	11,08%	11,49%	11,57%	10,32%	A
Gaivota	Espírito Santo	10,98%	0,00%	17,43%	14,84%	A
Rio São Mateus Oeste	Espírito Santo	8,49%	9,11%	7,51%	13,36%	A
Guamaré Sudeste	Potiguar	7,99%	16,70%	6,85%	3,87%	A
Icapuí	Potiguar	6,52%	8,12%	7,54%	4,16%	A
Coqueiro Seco	Alagoas	6,25%	10,94%	5,68%	3,79%	A
Rio São Mateus	Espírito Santo	4,19%	5,66%	5,13%	1,78%	A
Barrinha leste	Potiguar	4,09%	3,22%	6,77%	2,48%	A
Rolinha	Potiguar	3,83%	5,35%	5,54%	1,14%	A
Serra Vermelha	Potiguar	3,24%	4,97%	2,64%	2,17%	A
Morro do Barro	Camamú	1,46%	0,98%	0,97%	2,40%	A
Média		27,30%	33,13%	29,46%	23,45%	

Nota: A letra A, na coluna Injeção, representa que o campo não se utiliza da reinjeção de água como método secundário de recuperação, enquanto a letra B denota o uso de reinjeção. Fonte: Dados extraídos do Matlab R2014A.

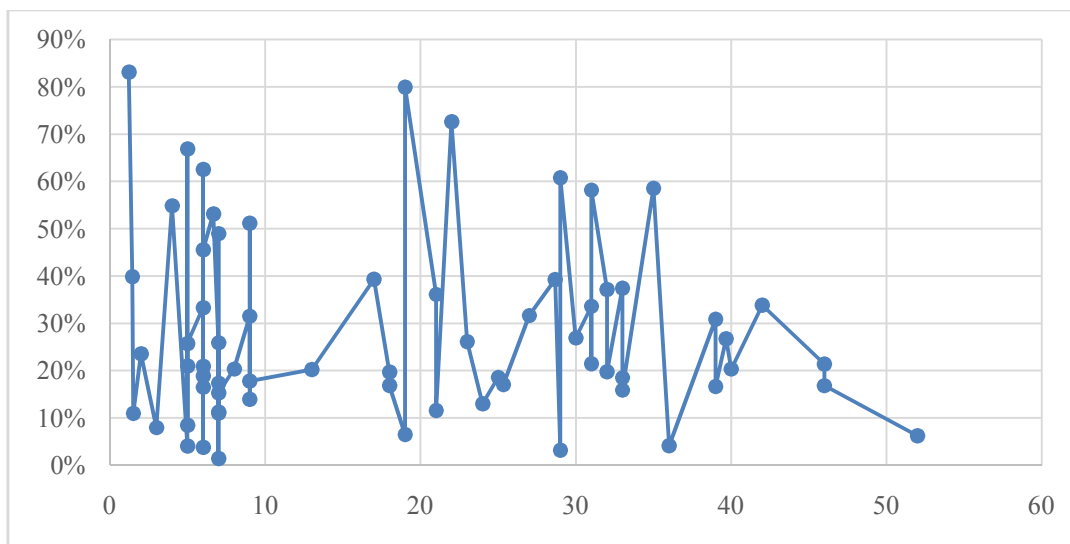
**Análise da Eficiência Dinâmica dos campos:** O período em análise compreendeu os anos de 2014 a 2016. No intuito de se atingir um melhor ajuste para o modelo proposto, excluiu-se o campo Andorinha, uma vez que só possuía dois períodos de produção e com alta variabilidade. Para os campos com produção anual inferior ou igual a 14841 m<sup>3</sup>, a eficiência média global variou de 9,43% (Camamú) a 33,47% (Alagoas), conforme consta na Tabela 2. Os índices médios são baixos, mas em conformidade com os resultados oriundos do modelo relacional utilizado, dada a dinamicidade da produção (KAO, 2013).





Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

Figura 3. Comparativo entre eficiência e número de poços por campo



Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

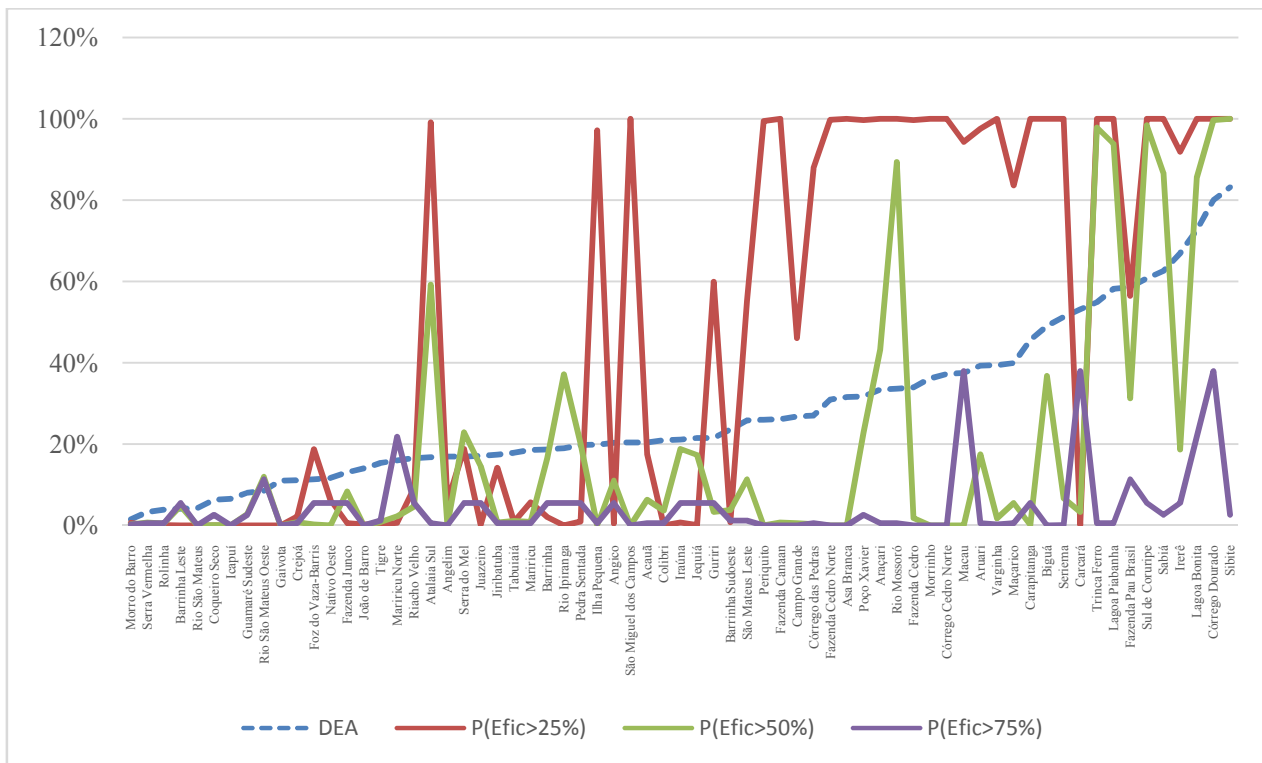
Figura 4. Comparativo entre eficiência e idade do campo

Tabela 4 – Coeficientes e testes da Regressão Logística

Variáveis	Efic>25%	Efic>50%	Efic>75%
Constante	-1,135	-0,851	-0,493
(p-valor)	(0,508)	(0,495)	(0,622)
Poços Verticais		-2,349	-2,352
(p-valor)		(0,028)	(0,045)
Poços Direcionais	1,914	-3,080	
(p-valor)	(0,032)	(0,067)*	
Idade	-0,186		
(p-valor)	(0,036)		
Produção de óleo	0,009	0,003	
(p-valor)	(0,005)	(0,002)	
Area	-0,53		
(p-valor)	(0,034)		
Produção de água	-0,001		
(p-valor)	(0,008)		
Testes			
Hosmer e Lemeshow	0,378	0,524	0,367
Cox e Snell	0,667	0,385	0,098
Nagelkerke	0,893	0,668	0,321
Ombustest (p-valor)	0,000	0,000	0,009
Acertos Antes	55,40%	84,60%	95,50%
Acertos Depois	92,30%	93,80%	95,50%

Nota: Nível de significância 95% (p-valor <0,05) e \*Nível de significância 90% (p-valor <0,10)

Fonte: Dados da pesquisa extraídos do SPSS 24.



**Figura 5. Resultados da Regressão Logística**

Observou-se ainda uma elevada variabilidade dos dados confirmada pela discrepante diferença apresentada entre valores da média e da mediana para todas as bacias estudadas, bem ainda pelos altos desvios-padrão, sobretudo da bacia de Alagoas (20,95%). A Figura 2 mostra a média de eficiência para os anos analisados de todas as bacias costeiras *onshore* do Brasil. Considerando os três anos analisados, notou-se uma queda significativa de eficiência nos campos das bacias do Espírito Santo, Sergipe e Potiguar, porém, essa última, de forma menos acentuada. Convém pontuar que, mesmo com as quedas de desempenho mensuradas, essas bacias figuraram acima da média de todas as bacias estudadas. Por outro lado, a bacia de Alagoas obteve um incremento superior a 30% em de eficiência em 2015, mas com forte queda no ano seguinte, 2016. A Tabela 3 demonstra os valores de eficiência global e por ano das DMU's. Verificou-se que, em média, o desempenho no ano de 2014 (33,13%) foi superior aos demais, havendo uma redução significativa de eficiência nos anos subsequentes, atingindo um índice de 23,45% no ano de 2016. Isso se deve ao incremento de mais de 72% na quantidade de poços, entre 2014 e 2016, nos campos estudados, o que elevou os insumos, mas sem proporcionalmente reduzir os *outputs*. É importante relatar que, à exceção dos campos de Pau Brasil (Alagoas), Maçarico (Potiguar), Sibite (Potiguar), Araçari (Potiguar) e Lagoa Bonita (Espírito Santo), os demais possuem índices de eficiência semelhantes em todos os períodos observados. Tal constatação fornece indícios da necessidade de melhoria nos processos, visando garantir níveis de eficiência superiores e estratégias que não imprimam uma continuidade metodológica, o que impossibilita uma melhor gestão da água produzida nos campos estudados. Cabe ainda destacar que os dois campos mais eficientes Sibite (Potiguar - 83,10%) e Córrego Dourado (Espírito Santo - 79,93%), estão entre os três maiores produtores, embora, nenhum campo tenha atingido a fronteira de eficiência global. Se observados os resultados anuais, verificou-se que no ano de 2014 apenas o campo Lagoa Bonita atingiu os 100% de eficiência. Em 2015, os campos Córrego Dourado (Espírito Santo), Irerê e Sabiá (Potiguar) e Fazenda Pau Brasil (Alagoas) atingiram a fronteira de eficiência. Em 2016, apenas os campos Carcará e Sibite (Potiguar) alcançaram tal resultado. Convém atestar que o campo Carcará (Potiguar) alcançou a fronteira de eficiência, em 2016, após uma redução de 1300% de água produzida de petróleo, enquanto o campo Sibite (Potiguar) obteve uma queda significativa de eficiência no ano de 2015 (58,09%), o que pode ser explicado por uma redução de 32% na produção de óleo e um aumento de 28% na produção de água.

Outra realidade que merece destaque diz respeito aos campos Lagoa Bonita (Espírito Santo) e Fazenda Pau Brasil (Alagoas). O primeiro obteve uma relevante diminuição em seu índice de eficiência, de 100% para 40,06%, haja vista um aumento de 34 vezes a quantidade de água produzida para este campo. Já o segundo elevou o seu índice de 24,06% (2014) para 100% no ano de 2015, motivado por um incremento de 584% na produção de óleo. No ano subsequente, a Fazenda Pau Brasil (Alagoas) reduziu seu índice em virtude do aumento de produção de água e encolhimento da produção de óleo. A Figura 3 sistematiza o comparativo entre a eficiência por período e o número de poços por campo. Os valores observados permitem constatar que campos com a mesma quantidade de poços possuem eficiências significativamente distintas, indicando que a gestão ambiental adotada por cada campo pode influenciar positivamente ou negativamente o seu desempenho. Convém pontuar que os campos que apresentaram as maiores eficiências possuem um ou dois poços. Essas DMU's apresentaram baixos *inputs* que justificam os altos índices de eficiência auferidos. A Figura 4 ilustra o comparativo entre a idade do campo e a eficiência aferida. Observou-se valores superiores para os campos em início de produção, seguido de quedas ao longo da segunda década de exploração.

Todavia, nota-se uma recuperação após os vinte anos de funcionamento dos campos, mas sempre com uma tendência de queda na eficiência. Esse declínio pode ser relacionado aos efeitos do aumento da produção de água já relatados por Khatib; Verbeek (2003); Clark; Veil (2009). Esses resultados podem ser explicados pelo modo como o *output* (água produzida) é gerenciado ao longo da vida útil nos campos. Destacam-se os bons índices de eficiência atribuídos aos campos Sibite, Irerê e Sabiá (Potiguar) com idade de produção entre 1 e 6 anos, aos campos Córrego Dourado e Lagoa Bonita (Espírito Santo) com tempo de produção entre 19 e 22 anos e aos campos Sul de Coruripe e Fazenda Pau Brasil (Alagoas) com idade de produção entre 29 e 35 anos. Esses dados permitem aduzir que apesar de haver globalmente uma tendência já esperada de queda das eficiências, à medida que os anos de produção se passam, há casos em que as gestões da água produzida se sobressaem. Com mais tempo de exploração, os gestores dos campos possuem melhor *know-how* de como gerenciar esse *output* indesejado, o que explica a recuperação observada de alguns dos campos relatados neste estudo.

**Análise da Regressão Logística:** Essa ferramenta multivariada foi aplicada em razão da variável Eficiência, decomposta em  $Efic > 25$ ,  $Efic > 50$  e  $Efic > 75$ , ser binária e, para esta pesquisa, ser uma das variáveis dependentes. Conforme apresentado na Figura 5, as variáveis independentes utilizadas para o modelo de regressão logística são: Poços Verticais, Poços Direcionais, Idade, Área, Produção de Óleo e Produção de Água. Já a variável dependente é a eficiência alcançada pelos campos no modelo DDEA com valores de 0 (Condição não satisfeita) e 1 (Condição satisfeita). Como buscou-se investigar, nesta etapa da pesquisa, a robustez do modelo DDEA proposto, cabe ressaltar a importância da variável dependente inserida no modelo de regressão logística para a consecução desta análise. A variável dependente (Eficiência) assumiu valores de referência baseadas nos quartis 25%, 50% e 75%, transformando-se nas variáveis  $Efic > 25$  (Eficiência superior a 25%),  $Efic > 50$  (Eficiência superior a 50%) e  $Efic > 75$  (Eficiência superior a 75%), ou seja, a variável Eficiência dividiu-se em três variáveis qualitativas (*dummies*) a fim de melhor estratificar e mensurar os efeitos entre ela e as variáveis independentes.

Os resultados dos modelos propostos revelaram a probabilidade de um evento ocorrer, dadas as condições estabelecidas pelas variáveis independentes. Por exemplo, quando a variável *dummie*,  $Efic > 25$ , foi inserida no modelo como dependente, significa que o resultado permite elucidar a probabilidade de que um campo obtenha, baseada nas variáveis independentes, uma eficiência dinâmica superior a 25%. Convém destacar que os quadros dos modelos das regressões apresentam os coeficientes com nível de significância de 95%. Contudo, as regressões foram testadas a 90% de significância a fim de melhor se ajustarem os modelos preditivos. Antes de se conhecerem os resultados, faz-se importante analisar os *outputs do SPSS 24*, no que diz respeito à classificação dos campos de petróleo, caso o modelo se deixasse guiar apenas pela situação em que se enquadra a maioria dos dados observados. Depreende-se que, somente com a constante, o modelo é capaz de acertar 55,40% dos casos, conforme exposto pela Tabela 4, considerando o modelo que verificou a probabilidade da eficiência dos campos serem superiores a 25%. Como o valor de acertos *a posteriori* alcançou o percentual de 92,30%, permite-se atestar que o modelo é válido para análise de causalidade e predição.

Esse valor serve como referência para avaliar a eficácia de predição do modelo, no que tange à inclusão das variáveis independentes e confirmado por meio do resultado do teste de *Nagelkerke*, cuja explicação das variáveis independentes frente à dependente foi de 89,3%. O segundo modelo, que verificou a probabilidade de se obter uma eficiência maior que 50%, apresentou um índice de acertos de 84,60%, somente considerando a constante e evoluindo a 93,80% de acertos com a inclusão das variáveis independentes, o que denota o poder preditivo do modelo, cujo índice de *Nagelkerke* foi de 52,4%. Diferentemente dos modelos anteriores, o que mensurou a probabilidade de se obter uma eficiência maior que 75% demonstrou baixo poder preditivo, uma vez que a inserção das variáveis independentes não lhe possibilitou um ganho no número de acertos a partir do modelo desenvolvido. Quando analisado o Ombustest, notou-se um p-valor menor que 0,05 para todos modelos apresentados, rejeitando-se a hipótese de que os coeficientes da regressão são iguais a zero, ou seja, o modelo é significativo e contribui para melhorar a qualidade das predições. Há ainda o teste de Hosmer e Lemeshow, teste qui-quadrado, cujo objetivo é testar a hipótese de que não há diferenças significativas entre os resultados preditos pelo modelo e os observados. Os valores indicados na Tabela 5 foram maiores a 0,05, aceitando-se a hipótese de que não existem diferenças entre os resultados preditos pelo modelo e os observados. Os coeficientes das equações foram validados por meio do teste de Wald.

**Retomando a Equação (3.1) e de acordo com os sinais e coeficientes resultantes dos modelos de regressão logística observados na Tabela 5.18, estimou-se as Equações (4.1), (4.2) e (4.3):**

$$P(Efic > 25\%) = \frac{1}{1 + e^{-(1,135 + 1,914 \text{Poços Direcionais} - 0,186 \text{Idade} + 0,009 \text{Óleo} - 0,53 \text{Área} - 0,001 \text{Água})}} \quad (4.1)$$

$$P(Efic > 50\%) = \frac{1}{1 + e^{-(0,851 - 2,349 \text{Poços Verticais} - 3,08 \text{Poços Direcionais} + 0,003 \text{Óleo})}} \quad (4.2)$$

$$P(Efic > 75\%) = \frac{1}{1 + e^{-(0,493 - 2,352 \text{Poços Verticais})}} \quad (4.3)$$

A partir das Equações percebeu-se um significativo efeito das variáveis Poços Verticais e Poços Direcionais nos resultados dos índices de eficiências atribuídos aos campos de petróleo analisados, corroborando com os resultados oriundos do DDEA, cujos pesos de maior relevância foram atribuídos às variáveis em questão. Os dados originais dos campos foram aplicados às Equações (4.1), (4.2) e (4.3), calculando-se as probabilidades as quais cada campo de petróleo possui para ultrapassar os índices de 25%, 50% e 75% de eficiência. É mostrado na Figura 5 a eficiência dinâmica (linha pontilhada) obtida na seção 4.1, enquanto as outras curvas apresentam as probabilidades de se obter eficiências nos três diferentes quartis.

Percebeu-se, a partir das curvas de probabilidades, a predominância da curva que demonstra a probabilidade de uma DMU superar os 25% de eficiência sobre a curva das eficiências calculadas pelo DDEA. Já as curvas que mensuraram a probabilidade de se obter uma eficiência superior a 50% e 75%, ficaram abaixo da curva do DDEA, o que já se esperava, uma vez que a média das eficiências dos campos foi de 28,14%. Como exemplo, podem-se verificar os resultados do campo Poço Xavier (Potiguar). O índice de eficiência calculado pelo DDEA foi de 31,67%, então, a probabilidade calculada pela regressão logística para que essa DMU obtivesse um índice superior a 25% foi de 99,72%, ou seja, condizente com a realidade mensurada pelo DDEA. Para se alcançar um patamar superior a 50% de eficiência, a DMU apresentou, por meio da regressão logística, uma probabilidade de 22,86% e de 2,59% para se atingir um índice superior a 75%.

## Conclusão

Este artigo tem como objetivo avaliar a eficiência ambiental dinâmica dos campos de petróleo das bacias costeiras brasileiras, considerando os anos de 2014, 2015 e 2016, por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA) e validada pela regressão logística. O modelo proposto de sustentabilidade ambiental para os campos de petróleo *onshore* das bacias costeiras brasileiras evidenciou a importância das variáveis Poços verticais e Poços direcionais para a construção do índice de eficiência dinâmica, uma vez que seus pesos tiveram relevância notadamente superior aos adotados para as variáveis Área e Idade. Constatou-se ainda que os campos de petróleo com quantidade de poços semelhantes podem apresentar diferentes índices de eficiência, variando de 4,09% (Barrinha Leste - Potiguar) a 72,6% (Lagoa Bonita – Espírito Santo). Isso demonstra a discrepância na gestão ambiental praticada pelos campos estudados, levando-se em conta que as DMU's com recursos tecnológicos semelhantes apresentaram diferentes produções de água produzida e óleo, provocando ineficiência e plantas não sustentáveis. A ineficiência é fruto de custos desnecessários e impactos ambientais oriundos de falta de controle e planejamento dos processos que permeiam a indústria petróleo e gás, sobretudo, aqueles associados a reutilização e/ou descarte de água produzida de petróleo. Portanto, pode-se afirmar que a gestão dos recursos tecnológicos, associada a um planejamento responsável, contribui para o nível de geração de água produzida nos campos de petróleo das bacias costeiras brasileiras. A geometria de poço escolhida e o tempo de exploração da jazida são fatores fundamentais para um maior controle da água produzida. Há ainda uma grande dispersão nos resultados de DMU's semelhantes, o que atesta, em geral, uma má gestão dos recursos, sobretudo ambientais, resultando nos baixos índices de eficiência global aferidos nesta pesquisa. Convém suscitar a importância da utilização da regressão logística na validação dos resultados fornecidos pelo DEA dinâmico, haja vista ela fornecer subsídios de previsão probabilística capazes de se preverem as chances de atingimento às faixas de eficiência potencialmente testadas; bem como a aplicação da análise gráfica bidimensional ao DEA dinâmico, o que trouxe uma visualização mais simples da complexa solução de programação linear.

## REFERÊNCIAS

- Anp. Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. Sumário geológico e setores em oferta da Bacia Potiguar -13ª rodada de licitações Disponível em: <<http://www.anp.gov.br>>. Rio de Janeiro: ANP, 2015.
- Anp. Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. Dados de exploração e produção – Consulta de área dos campos. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/wwwanp/exploracao-e-producao-de-oleo-e-gas/gestao-de-contratos-de-e-p/dados-de-e-p>>. Acesso em: 14/04/017.
- Anp. Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. Dados de exploração e produção – Consulta de produção mensal de hidrocarbonetos. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/wwwanp/exploracao-e-producao-de-oleo-e-gas/gestao-de-contratos-de-e-p/dados-de-e-p>>. Acesso em: 14/04/017.
- Assunção, Marcus Vinicius Dantas; VIEIRA, Marcela Marques; ALMEIDA, Mariana Rodrigues. The influence of oil well on the water generation from the potiguar basin/Brazil. *Acta Scientiarum. Technology*, v. 40, p. e38403-e38403, 2018a.
- Assunção, Marcus Vinicius Dantas; VIEIRA, Marcela Marques; DE ALMEIDA, Mariana Rodrigues. Fatores influenciadores na produção indesejada da água produzida de petróleo: um estudo na bacia Potiguar/Brasil. *Holos*, v. 2, p. 146-160, 2018b.
- Assunção, Marcus Vinicius Dantas de; ALMEIDA, Mariana Rodrigues; VIEIRA, Marcela Marques. A geometria de poços de petróleo interfere na geração de água produzida? - um estudo em campos offshore da Bacia Potiguar/Brasil. *Holos Environment*, v. 18, n. 2, p. 177-190, 2018c.
- 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.
- Barros, C. P., Wanke, P., Dumbo, S., Manso, J. P. Efficiency in Angolan hydro-electric power station: A two-stage virtual frontier dynamic DEA and simplex regression approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 78, p. 588-596, 2017.
- Charnes, A., Cooper, W. W., Rhodes, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.
- Cook, W. D., Seiford, L. M. Data Envelopment Analysis (DEA) – Thirty Years On. *European Journal of Operational Research*, v. 192, p. 1–17, 2009.
- Cooper, William W., Seiford, Lawrence M., Tone, Kaoru. Introduction to data envelopment analysis and its uses: with DEA-solver software and references. *Springer Science & Business Media*, 2006.
- Fallah-Fini, S., Triantis, K., Johnson, A. L. Reviewing the literature on non-parametric dynamic efficiency measurement: state-of-the-art. *Journal of Productivity Analysis*, v. 41, n. 1, p. 51-67, 2014.
- Färe, R., Grosskopf, S. Inter temporal production frontiers: with dynamic DEA. Kluwer Academic Publishers, Boston, 1996.
- Farrel, M. J. The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistic Society, series A*, part 3, p. 253-290, 1957.
- Golany, Boaz; Roll, Yaakov. An application procedure for DEA. *Omega*, v. 17, n. 3, p. 237-250, 1989.
- Guo, X., Lu, C. C., Lee, J. H., Chiu, Y. H. Applying the dynamic DEA model to evaluate the energy efficiency of OECD countries and China. *Energy*, 2017.

- Jafarian-Moghaddam, A. R., GHOSEIRI, K. Multi-objective data envelopment analysis model in fuzzy dynamic environment with missing values. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 61, n. 5, p. 771-785, 2012.
- Jiang, Z., Lin, B. China's energy demand and its characteristics in the industrialization and urbanization process. *Energy Policy*, v. 49, p. 608-615, 2012.
- Kao, C., Lin, P. H. Efficiency of parallel production systems with Fuzzy data. *Fuzzy Sets and Systems*, v. 19, p. 83-98, 2012.
- Kao, Chiang. Dynamic data envelopment analysis: A relational analysis. *European Journal of Operational Research*, v. 227, n. 2, p. 325-330, 2013.
- Khatib, Z., Verbeek, P. Water to value-produced water management for sustainable field development of mature and green fields. *Journal of Petroleum Technology*, v. 55, n. 01, p. 26-28, 2003.
- Li, Y., Wang, Y., Cui, Q. Energy efficiency measures for airlines: An application of virtual frontier dynamic range adjusted measure. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, v. 8, n. 1, p. 015901, 2016.
- Lin, B., Yang, L. Efficiency effect of changing investment structure on China's power industry. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 39, p. 403-411, 2014.
- Liu, J. S., Lu, L. Y.Y., Lu, W., Lin, B. J.Y. Data envelopment analysis 1978–2010: A citation-based literature survey. *Omega*, 41(1), 3-15, 2013.
- Nemoto, J., Goto, M. Dynamic data envelopment analysis: modeling intertemporal behavior of a firm in the presence of productive inefficiencies. *Economics Letters*, v. 64, n. 1, p. 51-56, 1999.
- Seiford, L. M., Zhu, J. Modeling undesirable factors in efficiency evaluation. *European journal of operational research*, v. 142, n. 1, p. 16-20, 2002.
- Sengupta, J. K. Dynamic Farrell efficiency: a time series application. *Applied Economics Letters*, v. 2, n. 10, p. 363-366, 1995.
- Shabanpour, H., Yousefi, S., Saen, R. F. Forecasting efficiency of green suppliers by dynamic data envelopment analysis and artificial neural networks. *Journal of Cleaner Production*, v. 142, p. 1098-1107, 2017.
- Silva, A. L. F., Souza Filho, J.E., Ramalho, J. B. V. S., Melo, M.V., Leite, M. M., Brasil, N. I., Pereira Junior, O. A., Oliveira, R. C. G., Costa, R. F. D., Alves, R. P., Kunert, R., Gomes, W. Processamento primário de petróleo. UniversidadePetrobrás, Rio de Janeiro, 2007.
- Song, M., Zhang, J., Wang, S. Review of the network environmental efficiencies of listed petroleum enterprises in China. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 43, p. 65-71, 2015.
- Stephenson, M. T. Components of produced water: a compilation of industry studies. *Journal of Petroleum Technology*, v. 44, n. 05, p. 548-603, 1992.
- Sueyoshi, T., Goto, M. Data envelopment analysis for environmental assessment: comparison between public and private ownership in petroleum industry. *European journal of operational research*, v. 216, n. 3, p. 668-678, 2012.
- Sueyoshi, T., Goto, M. Returns to scale and damages to scale under natural and managerial disposability: Strategy, efficiency and competitiveness of petroleum firms. *Energy Economics*, v. 34, n. 3, p. 645-662, 2012a.
- Sueyoshi, T., Yuan, Y., Goto, M. A literature study for DEA applied to energy and environment. *Energy Economics*, v. 62, p. 104-124, 2017.
- Tone, K., Tsutsui, M. Dynamic DEA. 2010. A slacks-based measure approach. *Omega*, v. 38, n. 3, p. 145-156.
- Tu, C., Chang, M., Chen, C. 2016. Progressive Time-Weighted Dynamic Energy Efficiency, Energy Decoupling Rate, and Decarbonization: An Empirical Study on G7 and BRICS. *Sustainability*, v. 8, n. 9, p. 928.
- Yeh, L., Chang, D., Liu, W. 2016. The effect of organizational learning on the dynamic recycling performance of Taiwan's municipal solid waste (MSW) system. *Clean Technologies and Environmental Policy*, v. 18, n. 5, p. 1535-1550.

\*\*\*\*\*