



Octubre 2018 - ISSN: 1696-8352

1

EFICIÊNCIA TÉCNICA, ALOCATIVA E DE CUSTOS NA PRODUÇÃO DE ARROZ NO BRASIL

TECHNICAL, ALLOCATIVE, AND COST EFFICIENCY OF RICE PRODUCTION IN BRAZIL

EFICIENCIA TÉCNICA, ALOCATIVA Y DE COSTOS EN LA PRODUCCIÓN DE ARROZ EN BRASIL

Izabel Oliveira Santos¹ -
izabel.santos@unimontes.br

Marcelo Tavares² -
mtavares@ufu.br

Para citar este artículo puede utilizar el siguiente formato:

Izabel Oliveira Santos y Marcelo Tavares (2018): "Eficiência técnica, alocativa e de custos na produção de arroz no Brasil", Revista Observatorio de la Economía Latinoamericana, (octubre 2018). En línea:

<https://www.eumed.net/rev/oel/2018/10/producao-arroz-brasil.html>

RESUMO

Apoiado nas teorias da produção, custos de produção e na concepção econômica da firma este artigo teve como objetivo investigar a eficiência das principais regiões produtoras de arroz no Brasil, sob a perspectiva dos custos de produção. Trata-se de pesquisa quantitativa, exploratória, descritiva e aplicada, que utiliza dados secundários disponibilizados pela CONAB. A amostra é formada pelas regiões de Balsas, Sorriso, Cachoeira do Sul, Pelotas e Uruguaiana. Adotou-se a DEA, abordagem não paramétrica, modelos BCC e CCR orientados à entrada. Foram definidos seis *inputs* (operações com máquinas, mão-de-obra, sementes, fertilizantes, agrotóxicos e assistência técnica) e um *output* (produtividade de arroz) para compor o modelo analítico. Pelos resultados da DEA obteve-se médias das medidas de eficiência técnica, de escala, alocativa e de custos de 0,978, 0,932, 0,782 e 0,764, respectivamente.

Palavras-chave: Orizicultura. Custos de produção. Eficiência. DEA. Agronegócio.

Códigos JEL: C61; C67; D24; D61; N56; O13; Q12.

¹ Professor na Universidade Estadual de Montes Claros (Brasil). Mestre em Ciências Contábeis pelo PPGCC/UFU. MBA em Gestão Financeira, Controladoria e Auditoria / FGV. Especialista em Direito Constitucional Aplicado / Faculdade Damásio. Especialista em Administração Estratégica / FIP-Moc. Bacharel em Ciências Contábeis / Unimontes e em Direito / FADISA.

² Professor do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Faculdade de Ciências Contábeis da Universidade Federal de Uberlândia. Doutor em Agronomia pela Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz. Mestre e Bacharel em Agronomia pela Universidade Federal de Lavras.

ABSTRACT

Based on the theories of production, production costs and company, this research aimed to investigate the efficiency of the main rice producing regions in Brazil from the perspective of production costs. It is a quantitative, exploratory, descriptive and applied research that uses secondary data made available by CONAB. The sample is formed by the regions of Balsas, Sorriso, Cachoeira do Sul, Pelotas and Uruguaiana. The DEA, non-parametric approach, input-oriented BCC and CCR models were adopted. Six inputs (operations with machines, labor, seeds, fertilizers, agrochemicals and technical assistance) and a output (rice production) were defined to compose the analytical model. By the DEA results obtained averages of efficiencies technical, of scale, allocative and of cost of 0.972, 0.932, 0.782 and 0.764, respectively.

Key-words: Orizicultura. Production costs. Efficiency. DEA. Agribusiness

Codes JEL: C61; C67; D24; D61; N56; O13; Q12.

RESUMEN

Este artículo se apoyó en las teorías de la producción, costos de producción y en la concepción económica de la firma con objetivo investigar la eficiencia de las principales regiones productoras de arroz en Brasil, desde la perspectiva de los costos de producción. Se trata de una investigación cuantitativa, exploratoria, descriptiva y aplicada, que utiliza datos secundarios disponibilizados por la CONAB. La muestra está formada por las regiones de Balsas, Sorriso, Cascada del Sur, Pelotas y Uruguaiana. Se adoptó la DEA, enfoque en el non-paramétrico, modelos BCC y CCR orientados a la entrada. Se definieron seis inputs (operaciones con máquinas, mano de obra, semillas, fertilizantes, agrotóxicos y asistencia técnica) y un output (productividad de arroz) para componer el modelo analítico. Por los resultados de la DEA se obtuvo las medidas promedios de las de eficiencia técnica, de escala, de asignación y de costos de 0,978, 0,932, 0,782 y 0,764, respectivamente.

Palabras clave: Orizicultura. Costes de producción. Eficiencia. DEA. Agronegocios.

Códigos JEL: C61; C67; D24; D61; N56; O13; Q12.

1 INTRODUÇÃO

O agronegócio é uma importante fonte de geração de riqueza para o Brasil, sendo um dos setores de maior crescimento na economia (GASQUES *et al.*, 2004; HOFER *et al.*, 2006; IBGE, 2016; RODRIGUES, 2017). Nas últimas décadas, o agronegócio tem respondido por mais de um quinto do Produto Interno Bruto (PIB), por metade do saldo da balança comercial e pela geração de parcela significativa de empregos no Brasil (BARBOSA; SOUSA, 2014; CONAB, 2015a; IBGE, 2016; CEPEA, 2016; RODRIGUES, 2017).

Dentro do agronegócio brasileiro, as culturas de cereais se destacam, sendo as principais, em termos de quantidade produzida: o milho, o arroz e o trigo, respectivamente nessa ordem (CONAB, 2016b). Na perspectiva mundial da orizicultura, a China e a Índia são, respectivamente, o primeiro e segundo maiores produtores, sendo também grandes consumidores de arroz. Na América do Sul, a produção do cereal concentra-se no Brasil, Uruguai e Argentina, respondendo o Brasil por cerca de 77,9% da produção do Mercosul (safra 2015/16).

A cultura do arroz é uma importante atividade, tanto do ponto de vista econômico, como pelo seu aspecto social (BRONDANI *et al.*, 2006; BRUM, 2013; WATTO; MUGERA, 2014) e de abastecimento e segurança alimentar (CONAB, 2015). Marion Filho e Einloft (2008) afirmam que o arroz é produzido e consumido em todo o mundo, principalmente em países subdesenvolvidos devido ao seu valor nutritivo e custos baixos, sendo que no Brasil, junto com o feijão, forma o principal alimento da população.

A orizicultura está presente em todas as regiões do território brasileiro. Contudo, a Região Sul se destaca na produção do cereal, o Estado do Rio Grande do Sul responde individualmente por cerca de 68% da produção de todo o país. Este mesmo estado obteve um crescimento de mais de 111% de sua produção nas últimas duas décadas. Outros estados que se destacam na orizicultura são: Santa Catarina, Maranhão, Tocantins, Mato Grosso, Pará e Goiás (CONAB, 2016a).

A competitividade dos produtores de arroz exige a adoção de estratégias voltadas para a redução de custos e aumento da produtividade que envolvam, essencialmente, uso de novas tecnologias e formas de gestão (NICOLELI; MOLLER, 2006; OLIVEIRA; NACHILUK, 2011). As teorias da produção e do custo de produção oferecem discussões conceituais necessárias avaliar a combinação dos fatores de produção na perspectiva de minimização dos insumos ou maximização dos produtos por meio de uma função de produção, ou seja, a própria eficiência (DOLL; ORAZEM, 1984; HALL; LIEBERMAN, 2003; PINDYCK; RUBINFELD, 2010; SANTOS; CALÍOPE; COELHO, 2015).

Existem múltiplos estudos relacionados ao estudo a eficiência, tomando por base a aplicação do modelo DEA na orizicultura. Eles são mais numerosos na literatura internacional, especialmente dos países asiáticos (FAN, 2000; COELLI; RAHMAN; THIRTLE, 2002; DHUNGANA; NUTHALL; NARTEA, 2004; DEVI; PONNARASI, 2009; WATKINS *et al.*, 2013; NARGIS; LEE, 2013; TUN; KANG, 2015; TU; TRANG, 2016), continente que responde pela maior parcela da produção mundial de arroz. Nenhum estudo nacional teve como foco a avaliação comparativa de eficiência da produção do arroz em relação aos custos incorridos para as principais regiões produtoras do Brasil, esta pesquisa se dedicará a suprir tal lacuna, buscando responder a seguinte questão de pesquisa: quais as medidas de eficiência técnica, de escala, alocativa e de custos das principais regiões produtoras de arroz do Brasil, em relação aos custos da produção verificados pela CONAB?

Segundo Ogundari, Amos e Okoruwa (2012), a mensuração e a análise da eficiência na agricultura em regra estão associadas à capacidade de uma firma (fazenda, país, etc.) atingir um nível máximo de produção dado um conjunto de fatores ou ao nível máximo de produção com o menor custo. Desta forma, fazendo menção ao que existe na literatura, os autores entendem que a eficiência tem papel crucial no fomento da produção agrícola.

O estudo dos custos de produção, a partir da análise da eficiência de um conjunto de firmas, pode gerar contributos para decisões e políticas públicas bem informadas que proporcionem oportunidades de se atingir maior produção. Nesse sentido, Silva, Guse e Leite (2015) defendem que cabe aos pesquisadores da área de controladoria e contabilidade gerencial estudar o que pode afetar a eficiência, a qualidade e a competitividade da estrutura de custos e despesas de cada setor.

Por fim, espera-se que o resultado da pesquisa sirva de visão geral para pesquisadores e formuladores de políticas com interesse na eficiência das regiões produtoras de arroz no Brasil, que auxilie os gestores na superação das barreiras para o aumento da produtividade da orizicultura no país, e impulse condições de competitividade para as regiões produtoras. E também sirva de *feedback* ou indicador para o aperfeiçoamento ou transformação das políticas públicas relacionadas ao segmento.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 As teorias da produção, dos custos de produção e da firma na concepção econômica

A “firma” é uma organização de produção, sendo que por meio dela é realizada a maior parte das atividades econômicas. Em razão da sua importância dentro do contexto social e do próprio sistema capitalista, a firma tem espaço de destaque na teoria econômica. Assim a “teoria da firma” é usada para apoiar as investigações teóricas acerca da forma como são definidos os preços e a alocação de recursos entre diferentes usos, ocupa-se da questão da produção na literatura econômica (KERSTENETZKY, 1995; PENROSE, 2006).

A teoria da produção e a teoria dos custos de produção devem ser introduzidas, como marco teórico para discussão daquilo que a teoria da firma definiu como empresa e o comportamento dos fatores de produção na sua organização. Para Vasconcelos e Garcia (2004), as duas primeiras teorias juntas formam a chamada “teoria da oferta da firma individual”. Pindyck e Rubinfeld (2010) defendem que as teorias da produção e do custo são essenciais para a administração econômica da empresa, sendo úteis para a teoria da empresa, considerando seu papel de tomadora de decisões de produção, tendo como enfoque a minimização dos custos e a variação deles em relação ao processo de produção.

Ora, se uma das atividades essenciais da firma é transformar recursos em produtos (MANSFIELD; YOHE, 2006; MATTOS; TERRA, 2015), o escopo econômico da firma é a própria produção. Assim, a teoria da produção, tomando a firma como unidade de estudo, preocupa-se com a relação técnica entre a quantidade dos insumos (*inputs*) e dos produtos (*outputs*) (SIMONSEN, 1985; VASCONCELOS; GARCIA, 2004). O método utilizado para combinar os fatores de produção e transformá-los em produto é a técnica ou tecnologia que pode ser descrita por meio da função de produção. No sentido empregado, a tecnologia é considerada uma variável, uma restrição da produção, um determinante do comportamento da própria firma. Ou seja, o estado-da-arte da organização. (HALL; LIEBERMAN, 2003; MANSFIELD; YOHE, 2006).

Para Coelli *et al.* (2005) existe uma grande fraqueza na teoria econômica da produção: a pressuposição de que todas as firmas são eficientes. A análise atual da fronteira de eficiência, por outro lado, parte da ideia de que algumas firmas são ineficientes (Coelli *et al.*, 2005). Nesse sentido, Pindyck e Rubinfeld (2010) entendem que as decisões sobre produção podem ser estruturadas em três passos: (i) tecnologia de produção – a empresa deve definir como os insumos são transformados em produto; (ii) restrições de custo – a empresa deve considerar o preço dos insumos utilizados; (iii) escolha do insumo – a empresa precisa definir quanto de cada insumo utilizar.

A teoria dos custos da produção adiciona a análise a forma como a tecnologia de produção e os preços dos insumos estabelecem o custo de produção da empresa (VASCONCELOS; GARCIA, 2004; PINDYCK; RUBINFELD, 2010), sendo esse a soma dos valores dos serviços produtivos dos fatores aplicados ao produto (MATSUNAGA *et al.*, 1976). A contribuição da teoria dos custos de produção é justamente auxiliar na análise e no tratamento de uma das restrições da firma: o custo. Dessa forma, a firma utiliza a função de produção e os preços dos fatores, por ela utilizados, como variáveis para obtenção do método que lhe garanta o menor custo em qualquer nível de produção (HALL; LIEBERMAN, 2003).

Por fim, as teorias da produção, do custo de produção e a concepção econômica da firma nos serve em dois propósitos: (i) como base para a análise das relações existentes entre produção e custos de produção; (ii) como apoio para análise da firma em relação aos fatores de produção por ela utilizados (VASCONCELOS; GARCIA, 2004).

2.2 Orizicultura: características e panorama

Para Mota *et. al* (2013), a agricultura é uma atividade relevante na economia do Brasil, sendo um setor cuja produção é base para outras atividades, inclusive indústrias, com forte relação com o mercado interno e externo. Dentre as várias cadeias do agronegócio brasileiro, um dos destaques é a produção de grãos: soja, feijão, milho e arroz entre outros. Nas últimas 10 safras (2007/08 a 2016/17), a área plantada com grãos cresceu cerca de 28,4%, enquanto a produção e a produtividade cresceram, respectivamente, mais de 65,5% e 29,0%. Isso porque, embora o crescimento da produção agrícola no Brasil esteja mais fortemente relacionado com a ascensão da produtividade, parcela deste crescimento também depende da expansão de terras agrícolas.

No mesmo período, a área plantada de arroz no Brasil reduziu 31,1%. Porém, a produção cresceu 2,1% e a produtividade da cultura deu um salto de 4.200 kg/ha (2007/08) para 6.224 kg/ha (2016/17), o que representa um crescimento de 48,2% (CONAB, 2015a; CONAB, 2017b). Ainda assim, a produtividade que vinha, desde a safra 2011/12, com tendência de crescimento, teve uma queda de 2,6% da safra 2014/15 para a de 2015/16, tendo se recuperado na safra 2016/17. Segundo a CONAB (2016b), o clima foi o fator responsável pelo declínio da produtividade na safra 2015/16, seja pelas altas temperaturas e/ou pela baixa ou alta incidência de chuvas.

O arroz é a terceira maior cultura cerealífera do mundo, depois do milho e do trigo (WANDER; SILVA, 2014). Nos últimos cinco anos, em média, mais de 160 milhões de hectares foram cultivados por safra no mundo, sendo que 75% da área cultivada adota o sistema de cultivo irrigado, com uma produção de mais de 700 milhões de toneladas de arroz em casca (USDA, 2017). O Brasil é o nono maior produtor de arroz do mundo, ficando atrás apenas dos países asiáticos.

O cultivo deste cereal é um dos mais importantes em termos de valor econômico, sendo o produto um alimento básico para cerca de 2,4 bilhões de pessoas (BRONDANI *et al.*, 2006). Destaca-se que, considerando os últimos dez anos com dados disponíveis (2005-2014), o continente asiático tem sido responsável por 90,5% da produção mundial de arroz. No mesmo período, o Brasil foi responsável por 1,8% da produção mundial e aproximadamente 52,5% da produção do continente americano (FAO, 2016).

Nas últimas cinco safras, a produção de arroz no Brasil foi superior ao consumo apenas em 2013/14, 2014/15 e 2016/17, contudo dados os estoques do país o suprimento do produto sempre é maior que o consumo, existindo uma pequena parcela de importação e exportação (CONAB, 2015a; CONAB 2017). O Brasil é considerado um exportador eventual de arroz (WANDER; SILVA, 2014).

Os mais recentes dados disponíveis revelam que a receita bruta da cultura do arroz no Brasil foi de mais de R\$ 8,8 milhões em 2015, tendo o país experimentado uma variação nominal positiva de aproximadamente 30,2% no período entre 2012 e 2015 em virtude da combinação do crescimento da renda e dos preços (CONAB, 2016c; CONAB, 2017b). A exceção do Distrito Federal, todos os

estados brasileiros têm a presença da orizicultura. Contudo, a maior área cultivada e produção se concentra em poucos estados do país. A Tabela 1, apresenta a participação de cada região brasileira e de seu principal estado produtor. Como se vê, apenas quatro estados (RS, MT, TO e MA) respondem por cerca de 82% da produção de arroz no Brasil, só o RS já representa cerca de 70% do arroz produzido na safra 2016/17 (CONAB, 2017b).

Tabela 1 - Orizicultura no Brasil, por regiões do país – em 1.000 toneladas (2016/17)

Região	Produção (mil t)	% sobre produção brasileira	Maior produtor da região	Produção do maior produtor (mil t)	% sobre a produção da região	% dos maiores produtores sobre produção brasileira
Sul	10.017,7	81,3%	RS	8.728,6	87,1%	69,4
Centro-oeste	732,3	5,9%	MT	530,0	72,4%	4,1
Norte	1.085,8	8,8%	TO	676,7	62,3%	5,8
Nordeste	437,3	3,5%	MA	255,9	58,5%	2,5
Sudeste	54,7	0,4%	SP	38,2	69,8%	0,4
Totais	12.327,8	100,0				82,2

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados da CONAB (2017b)-

As alterações do mercado do arroz no Brasil elevaram a competitividade entre os produtores, exigindo maior gerenciamento dos custos e a otimização da estrutura produtiva. Isto porque a produção agrícola sofre interferência de aspectos como política do setor, incentivos e preços do mercado, tributação, taxa de câmbio, relação de oferta/procura, e principalmente o custo de produção (MARION; EINLOFT, 2008). A avaliação dos custos de produção neste caso possibilita diversas análises, entre elas a de rentabilidade: métrica essencial para se verificar a eficiência de uma atividade produtiva (VIANA; SILVEIRA, 2008). Assim, pode-se afirmar que os aspectos ligados à gestão de custos e à contabilidade podem auxiliar a compreensão e o tratamento deste cenário.

2.3 Conceitos e medidas de eficiência

No processo de mensuração do desempenho de uma firma em regra verifica se ela está sendo mais ou menos eficiente e/ou mais ou menos produtiva. A eficiência, a produtividade e a eficácia são critérios adotados na avaliação do sucesso de uma firma (LOVELL, 1993; LAPA; NEIVA, 1996; TUPY; YAMAGUCHI, 1998; KASSAI, 2002).

A eficiência é um conceito fundamental da teoria econômica neoclássica, sendo definida como uma medida comparativa entre um indicador de desempenho com o valor máximo possível dado às condições de contorno, podendo ser considerada absoluta ou relativa. Na eficiência absoluta a produtividade máxima é um valor teórico e ideal. Quando um desempenho pode ser superado, ou o limite não pode ser facilmente determinado, a medida de eficiência relativa é mais adequada, pois parte do pressuposto que o valor máximo é o maior valor observado na prática (KASSAI, 2002; MARIANO; ALMEIDA; REBELATTO, 2006; CLEMENTE; GOMES; LÍRIO, 2015).

Pela definição de eficiência produtiva (Equação 1) de Pareto-Koopmans uma firma é eficiente se, e somente se, nenhum *input* puder ser reduzido sem reduzir também os *outputs* ou se nenhum *output* puder ser aumentado sem aumentar também os *inputs* (DAO, 2013):

$$Eficiência = P/P_{max} \quad (1)$$

Em que:

- P : produtividade atual de uma firma
 P_{MAX} : produtividade máxima que pode ser alcançada por uma firma

Depreende-se que a compreensão do conceito de eficiência está ligada tanto à compreensão da firma e do objetivo que ela persegue quanto às funções de produção e do custo de produção que são estabelecidas pelas relações dos fatores utilizados e dos produtos gerados. Assim pode-se afirmar que o conceito de eficiência é amplo, existindo diferentes medidas que permitem a compreensão, em múltiplas dimensões, de um sistema produtivo. Na Figura 1 são apresentados os tipos de eficiência e como elas se relacionam.

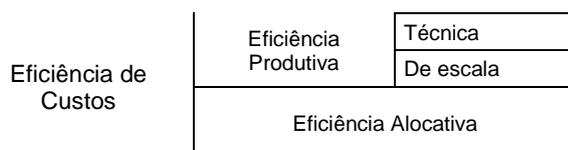


Figura 1. Tipos de eficiência

O estudo desenvolvido por Farrell (1957) foi um dos primeiros a abordar a mensuração da eficiência, o autor lançou dois de seus componentes: a eficiência técnica e a eficiência alocativa, que combinados fornecem uma medida de eficiência econômica (de custos ou receita) (FARRELL, 1957; KIATPATHOMCHAI, 2008; KOČIŠOVÁ, 2015).

A eficiência técnica tem relação com a produtividade de uma estrutura, comparada a outras. Sendo eficiente a firma que, com determinado volume de insumos, consiga atingir o máximo de produtos possíveis (CHEBIL *et al.*, 2016; PACHIEL, 2009). A eficiência técnica refere-se à capacidade de produzir um determinado nível de produção com uma quantidade mínima de insumos, sob uma determinada tecnologia (OMONONA; EGBETOKUN; AKANBI, 2010). Ou seja, não há desperdícios de recursos no processo produtivo, sendo a eficiência técnica a relação da produção observada com uma produção potencial.

Segundo Dhungana, Nuthall e Nartea (2004), a eficiência técnica pode ser decomposta em dois componentes: eficiência técnica pura e eficiência de escala. A eficiência técnica pura é obtida quando o efeito da escala é expurgado da eficiência técnica. Para que uma firma seja eficiente em escala, deve-se obter o mesmo nível de eficiência técnica e de eficiência técnica pura. Assim, o índice de eficiência da escala mede a importância da escala de produção na determinação da eficiência técnica. Ela é determinada a partir da apuração da divergência entre o tamanho real da escala e o tamanho da escala mais produtiva (BANKER; BARDHAN; COOPER, 1996; MARIANO, 2008; WONGNAA, 2016). A eficiência da escala (EE) é obtida (Equação 2) pela razão da eficiência técnica calculada sob a hipótese de retornos constantes de escala (RCE), com eficiência técnica calculada sob a hipótese de retornos variáveis de escala (RVE) (DAO, 2013):

$$EE = \frac{ET_{RCE}}{ET_{RVE}} \quad (2)$$

A eficiência de escala examina se uma firma está operando no seu tamanho ideal. Produzir mais ou menos bens ou produtos que o nível ótimo, resulta em custos adicionais (SOWLATI, 2001).

A eficiência alocativa refere-se à escolha das proporções de insumos ótimas, dado os preços relativos. O enfoque aqui é a combinação dos insumos que minimiza os custos de produção (PEREIRA; MENDES, 2002; BRIGATTE *et al.*, 2011). Nesse sentido, a eficiência alocativa (Equação 3), em vez de uma quantidade mínima de fatores de produção, considera um custo mínimo, e em vez de um máximo de produto, um máximo de lucro ou receita:

$$EA = \left(\frac{C_{ótimo}}{C_{atual}} \right) \text{ ou } EA = \left(\frac{L_{atual}}{L_{ótimo}} \right) \quad (3)$$

Em que:

$C_{ótimo}$: custo da alocação de recursos ótima.

C_{atual} : custo atual.

$L_{ótimo}$: lucro da alocação de recursos ótima.

L_{atual} : lucro atual.

À luz da teoria de eficiência, pelo conceito de eficiência de custo, tem-se como eficiente a unidade produtiva que utiliza o método de produção mais barato para produzir uma determinada quantidade de produto (VASCONCELLOS; GARCIA, 2004). Assim a eficiência de custos (Equação 4) é o produto da eficiência técnica e alocativa (COELLI; RAHMAN; THIRTLE, 2002):

$$EC = ET \times EA \quad (4)$$

Neste trabalho, a compreensão dos componentes da eficiência: técnica, de escala, alocativa e de custos, são importantes para viabilizar a análise comparativa entre as regiões produtoras de arroz, em razão do desempenho dos custos, e ao mesmo tempo localizar e mapear as possíveis causas das ineficiências. E, assim, disponibilizar informações úteis para a tomada de decisão, orientada para a conquista e a manutenção da eficiência na orizicultura (ALMEIDA; MACEDO, 2010; GOMES; MANGABEIRA; MELLO, 2005).

2.4 Análise envoltória de dados

A DEA é uma ferramenta matemática cujo desenvolvimento iniciou no trabalho de Charnes, Cooper e Rhodes (1978). Tomando por base o artigo de Farrel (1957) que tratava do passo-a-passo para a definição de eficiência, Charnes, Cooper e Rhodes (1978) aplicaram otimização para calculá-la, introduzindo a DEA no campo da pesquisa operacional e as bases para o desenvolvimento de abordagens não paramétricas para a avaliação de eficiência (CHARNES; COPPER; RHODES, 1978; SOWLATI, 2001; MARIANO, 2008).

As abordagens não-paramétricas encontram amplo campo de aplicação, pois têm por base a construção empírica da fronteira de eficiência, não exigindo o conhecimento da forma funcional do relacionamento entre os *inputs* e os *outputs*, e podem ser empregadas em análises com múltiplas entradas e saídas (KASSAI, 2002; SENRA *et al.*, 2007; CARMELOSSI, 2014). A DEA transforma um problema econômico de mensuração da eficiência, que tem como base uma função de produção, em um problema de otimização que pode ser resolvido pela programação matemática (MARIANO, 2008; CLEMENTE; GOMES; LÍRIO, 2015).

Com a DEA é possível comparar empresas, governos, setores, atividades, países, regiões etc, tudo que relaciona um conjunto de entradas com um conjunto de saídas, tendo um amplo espectro de aplicação. São três os seus elementos básicos: DMU – as unidades comparáveis, *inputs*

e *outputs*. As DMUs que compõe um modelo de análise precisam ser homogêneas, ou seja, precisam estar nas mesmas condições de contorno. A compreensão de homogeneidade não é clara na literatura e pode ser um aspecto limitador da aplicação do modelo (CHEBIL *et al.*, 2016; SOWLATI, 2001; CARMELOSSI, 2014).

Como se apresentou na teoria da produção, a DEA faz uma análise da combinação dos fatores de produção que permite o melhor resultado e a maior produtividade. Salienta-se que os *inputs* e os *outputs* são iguais para todas as unidades, o que varia é a quantidade consumida e produzida (AZAMBUJA, OLIVEIRFA, LIMA, 2015; MEZA *et al.*, 2003).

A DEA fornece como principal resultado a eficiência, e ainda: separa as DMUs em dois grupos (1) eficientes e (2) ineficientes; fornece alvos para que DMUs ineficientes alcancem a fronteira de eficiência; identifica as DMUs *benchmarks* para cada DMU ineficiente etc. O aumento da aceitação do modelo se deve principalmente sua objetividade (SENRA *et al.*, 2007; KASSAI, 2002).

Existem dois modelos clássicos da DEA: CCR e BCC. Charnes, Cooper e Rhodes (1978) desenvolveram o primeiro deles, conhecido pela sigla CCR, iniciais dos nomes dos criadores. O modelo CCR trabalha com o pressuposto de retornos constantes de escala, indicando que as saídas crescem proporcionalmente ao crescimento das entradas. Banker, Charnes e Cooper (1984) desenvolveram o BCC, eles buscaram incorporar o retorno de escala na DEA, nele uma DMU só é comparada a outras que operem em escalas semelhantes. Assim, diferente do modelo CCR que engloba a eficiência técnica e de escala (eficiência total), o BCC isola a influência da escala de produção na eficiência, representando uma medida de eficiência técnica pura.

Casado e Souza (2007, p. 67) mostram que tanto o CCR quanto o BCC podem ser orientados a *outputs* “no qual se obtém o máximo nível de *outputs* mantendo os *inputs* fixos” ou orientados a *inputs* “que visa a obter um menor uso de *inputs* dado o nível dos *outputs*”. Contudo, como no modelo CCR a fronteira de eficiência é linear, os escores de eficiência tanto em uma como em outra orientação serão os mesmos.

Mesmo oferecendo uma abordagem equilibrada para a medição de desempenho, a DEA possui algumas desvantagens: o número elevado de entradas e saídas pode provocar pouca discriminação entre as DMUs (THANASSOULIS; BOUSSOFIANE; DYSON, 1996); sua natureza determinista não lhe permite distinguir entre ineficiência técnica e efeitos de ruídos estatísticos, pois assume que todos os desvios da fronteira estão sob controle do agente, o que nem sempre é real (CESARO *et al.*, 2009); é muito difícil aplicar inferências estatísticas nos escores de eficiência (TZIOGKIDIS, 2012; PÉRICO; SANTANA; REBELATTO, 2016).

2.5 Estudos afins

No contexto da orizicultura, os estudos relacionados à aplicação da análise envoltória de dados são raros na literatura nacional. Já na literatura internacional, especialmente nos países asiáticos, onde se concentra a maior parcela da produção mundial do arroz, existe uma quantidade considerável de trabalhos.

Coelli, Rahman e Thirthe (2002) utilizaram a DEA para mensurar a eficiência técnica, alocativa, de custos e de escala de 406 fazendas de arroz em Bangladesh, verificaram que as

medidas de eficiência diferiram substancialmente daquelas obtidas usando medidas simples de rendimento e custo unitário. Os resultados indicam eficiência técnica média de 69,4%, eficiência alocativa média de 81,3% e eficiência de escala média de 94,9%. A ineficiência alocativa foi atribuída ao uso excessivo de mão-de-obra e fertilizantes.

Dhungana, Nuthall e Nartea (2004) analisaram uma amostra de 76 fazendas de arroz nepalesas e observaram a ocorrência de ineficiência econômica, alocativa, técnica e de escala. As variações significativas no nível de eficiência das fazendas da amostra são atribuídas às variações nas "intensidades de uso" de recursos como sementes, mão-de-obra, fertilizantes e maquinário. Por meio da regressão de Tobit identificaram que as variações também estão relacionadas aos atributos específicos da fazenda, como o nível de atitude de risco dos agricultores, o gênero, a idade, a educação e o endividamento, trabalho familiar.

Nargis e Lee (2013) mensuraram a eficiência técnica, alocativa, econômica e de escala de 199 fazendas de arroz em Boro, parte norte central de Bangladesh no ano de 2010. Os resultados revelaram que, em média, as eficiências técnicas, alocativas, econômicas e de escala das fazendas foram de 0,93, 0,82, 0,69 e 0,90, respectivamente. A regressão de Tobit mostrou que a variação do escore de eficiência está relacionada a atributos específicos da fazenda, tais como educação, tamanho da família, tipo de semente, arrendamento da terra, serviços de extensão, tipo de máquina de irrigação e fontes de energia. As evidências sugerem que os produtores de Bangladesh não conseguem explorar todo o potencial da tecnologia e que os usos dos insumos podem ser reduzidos por meio da adaptação e disseminação da mecanização agrícola melhorada.

Watkins *et al.* (2013) calcularam as eficiências técnica, alocativa e econômica de 137 fazendas de arroz do Arkansas, inscritas no Programa de Verificação e Pesquisa do Arroz (PRVP) da Universidade de Arkansas. Os resultados indicaram que os campos inscritos no PRVP obtêm alta eficiência técnica com pontuação média e mediana de 0,90 e 1,00, respectivamente. Os escores de eficiência técnica observados no estudo se revelaram superiores aos observados na maioria dos estudos de produção de arroz em países em desenvolvimento.

3 ASPECTOS METODOLÓGICOS

Trata-se de uma pesquisa quantitativa, exploratória, descritiva e aplicada, que assume características próprias do positivismo lógico e adota como instrumento de investigação a pesquisa documental.

3.1 Modelagem da análise de eficiência na DEA

A mensuração das medidas de eficiência por meio da DEA pode ser visualizada ou organizada em etapas. Cada uma das etapas assume duas funções: dar confiabilidade e consistência ao modelo e às análises de eficiência derivadas dele. Para sistematizar cada uma das etapas de aplicação da DEA, neste trabalho, tomou-se como parâmetro, as observações e orientações contidas nos estudos de Golany e Roll (1989), Kassai (2002), Mello *et al.* (2005) e Mariano (2008). Optou-se ainda por utilizar o PIM-DEAsoft 3.2, da PIM *Limited* como *software* principal para os cálculos necessários ao desenvolvimento do trabalho.

A CONAB faz levantamento de custos de regiões produtoras pertencentes a apenas quatro estados brasileiros: Roraima (RR), Maranhão (MA), Mato Grosso (MT) e Rio Grande do Sul (RS). Juntos, nas safras 2012/13 a 2016/17, eles responderam, em média, por cerca de 77,2% da produção e 70,6% da área plantada de arroz no Brasil.

Dada a limitação da base de dados de custos, apenas as regiões produtoras de arroz dos estados mencionados foram consideradas como população de DMUs para esta pesquisa. No Quadro 1 são apresentadas as regiões selecionadas como amostra, com informações de safra.

Quadro 1 - Amostra das regiões produtoras de arroz e safras

Região		Safras
1	Balsas – MA	2011/12 até 2016/17
2	Sorriso – MT	2011/12 até 2016/17
3	Cachoeira do Sul – RS	2011/12 até 2016/17
4	Uruguaiana – RS	2011/12 até 2016/17
5	Pelotas – RS	2011/12 até 2016/17

Fonte: Elaboração própria, conforme dados da CONAB.

Assim, a amostra da pesquisa é formada 30 DMUs, sendo que cada região produtora de arroz e sua respectiva safra foi considerada uma DMU. Trabalhando neste formato, foi possível identificar simultaneamente a região e a safra mais eficiente. Neste sentido, Cesaro *et al.* (2009) afirmam que usando séries temporais, é possível obter informações sobre mudanças no desempenho e eficiência da DMU ao longo do tempo, para ter algumas indicações sobre o impacto de diferentes políticas ou esquemas de suporte, etc.

A coleta de dados referente aos custos de produção do arroz ocorreu exclusivamente na base disponibilizada no sítio da CONAB. A CONAB organiza séries históricas dos custos de produção do arroz sequeiro, desde 2001, e irrigado, desde 2002. Os dados relativos aos pacotes tecnológicos utilizados em cada região produtora e o conjunto de municípios que as compõem foram obtidos por meio de solicitação feita à Gerência de Custos de Produção da CONAB. Utilizaram-se os dados relativos à produtividade (kg/ha) do IBGE.

A seleção das variáveis de insumos e produtos é um momento crucial da definição do modelo, pois a precisão e a adequação das variáveis é que garante a confiabilidade dos resultados e a sua aderência aos objetivos do estudo (MARTIN, 2006; MONTONERI, *et al.*, 2012). Num primeiro momento, a relação das variáveis que possam influenciar o desempenho da DMU deve: ser tão ampla quanto for possível; e permitir conhecer detalhes do conjunto de DMUs a serem analisadas (GOLANY; ROLL, 1989; KASSAI, 2002).

Após identificar todas as variáveis relacionadas com o desempenho da DMU, deve-se chegar a um conjunto reduzido que inclua apenas as variáveis de insumo e produto mais relevantes, ou seja, capazes de distinguir as DMUs avaliadas e atender aos objetivos da análise (GOLANY; ROLL, 1989). Preliminarmente, três técnicas de seleção de variáveis podem ser adotadas: (1) análise qualitativa dos dados; (2) estatísticas básicas; e (3) julgamento fundamentado.

Adicionalmente, ainda foi necessário observar algumas regras acerca da quantidade de DMUs e a quantidade de variáveis nos modelos DEA: Banker *et al.* (1989) dizem que o ideal é que o número de DMUs seja maior que três vezes a soma dos *inputs* e *outputs*; Dyson *et al.* (2001), por outro lado, entendem que a quantidade de DMUs (n) deve ser maior ou igual a duas vezes o produto

entre a quantidade de variáveis de insumos (m) e a de produtos (s), representado pela notação: $n = 2ms$; já Montoneri *et al.* (2012) sugerem que o número de DMUs deve ser de duas ou até quatro vezes o número de variáveis.

O Quadro 2 apresenta detalhadamente a relação de *inputs* e *outputs* a que se chegou após as etapas de seleção de variáveis e os estudos afins que fundamentam empiricamente cada uma delas.

Quadro 2 – Classificação e relação de *inputs*, *output* e estudos afins

Variável	Sigla	Classificação	Estudos afins
Operação com máquinas	OPMAQ	<i>Input 1</i>	Dao e Lewis (2013); Watkins et al. (2013); Watto e Mugerá (2014).
Mão-de-obra fixa	MDOFX	<i>Input 2</i>	Coelli, Rahman e Thirthe (2002); Dhungana, Nuthall e Nartea (2004); Carvalho (2012); Nargis e Lee (2013); Watto e Mugerá (2014); Tun e Kang (2015).
Sementes	SEMS	<i>Input 3</i>	Coelli, Rahman e Thirthe (2002); Dhungana, Nuthall e Nartea (2004); Takata, Latif e Shansudin (2010); Dao e Lewis (2013); Nargis e Lee (2013); Watkins et al. (2013); Watto e Mugerá (2014).
Fertilizantes	FERTS	<i>Input 4</i>	Coelli, Rahman e Thirthe (2002); Dhungana, Nuthall e Nartea (2004); Takata, Latif e Shansudin (2010); Carvalho (2012); Nguyen, Hoang e Seo (2012); Dao e Lewis (2013); Nargis e Lee (2013); Watkins et al. (2013); Watto e Mugerá (2014); García Suárez (2016).
Agrotóxicos	AGRTX	<i>Input 5</i>	Dhungana, Nuthall e Nartea (2004); Takata, Latif e Shansudin (2010); Dao e Lewis (2013); Nargis e Lee (2013); Watkins et al. (2013); Watto e Mugerá (2014).
Assistência Técnica	ASTEC	<i>Input 6</i>	Watto e Mugerá (2014).
Arroz (Qtde/ha)	ARROZ	<i>Output</i>	Dhungana, Nuthall e Nartea (2004); Takata, Latif e Shansudin (2010); Watto e Mugerá (2014); Tun e Kang (2015).

Fonte: Elaboração do autor.

Por fim, segundo Chen e Chen (2009), um dos requisitos do modelo DEA é que os *inputs* sejam positivamente correlacionados com os *outputs*. Bo (2005), Montoneri *et al.* (2012) e Wang *et al.* (2016) indicam a Análise de Correlação de Pearson para fazer a análise de adequação da relação de produção definida. A Tabela 2 apresenta os resultados do coeficiente de correlação entre os *inputs* e *outputs* do modelo.

Tabela 2 - Coeficiente de correlação entre os *inputs* e o *output*

	OPMAQ	MODFX	SEMS	FERTS	AGRTX	ASTEC
ARROZ	0,797	0,388	0,334	0,173	0,588	0,793

Fonte: Elaboração do autor.

Considerando o resultado existe correlação positiva entre todas as variáveis de custos classificadas como *inputs* e o *output*, sendo uma aplicação adequada para o modelo DEA. Dada a natureza descritiva deste trabalho, optou-se por iniciar a análise das medidas de eficiência pelo modelo CCR, pois segundo Golany e Roll (1989) ele é um modelo que apresenta as diferenças entre as DMUs de forma mais crítica. Com esta escolha também é possível averiguar, antes de aprofundar nas análises, a consistência e a confiabilidade do modelo funcional definido para medir o desempenho das DMUs do estudo. Para essa avaliação utiliza-se a técnica da análise de super-eficiência (ANDERSEN; PETERSEN, 1993) para verificar a existência de ruídos e/ou *outliers* que possam comprometer a análise empreendida.

Adicionalmente os escores de eficiência técnica são calculados utilizando-se o modelo BCC, que se mostrou mais ajustado à avaliação de sistemas produtivos, uma vez que pressupõe que o aumento de uma entrada não, necessariamente, provocará um aumento equiproporcional nas saídas. Para Badin (1997), o modelo BCC permite a visualização de cada DMU ineficiente sobre a superfície da fronteira, que é determinada pelas DMUs eficientes, por isso é utilizado quando se objetiva *benchmarking*. Também são calculados os escores de eficiência de escala, para averiguar se as ineficiências técnicas são devidas a aspectos do processo de produção ou ao tamanho de escala de produção.

A orientação às entradas mostra-se mais adequada ao problema de pesquisa proposto, pois a capacidade gerencial dos tomadores de decisão das regiões produtoras de arroz recai diretamente sobre os recursos consumidos no processo produtivo. A saída, no caso das DMUs deste estudo (produtividade de arroz), sofre influência de condições ambientais que não estão sob o controle dos tomadores de decisão (BO, 2005).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análise das medidas de super-eficiência, eficiência técnica e de escala

Como disposto nos aspectos metodológicos, uma das questões que devem ser verificadas antes de considerar um modelo de aplicação DEA como adequado, é a existência de *outliers*, pois caso existam é preciso avaliar se de fato eles revelam uma prática diferenciada de uma DMU ou se decorre de ruídos e inconsistências da base de dados. Neste trabalho, optou-se por utilizar o modelo DEA CCR, orientado a entrada, na dimensão super-eficiência, para verificar a presença de *outliers*. Os resultados são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 - Distribuição de frequência dos escores de super-eficiência: CCR-inputs

	Classes			X_i	f_i	$fr_i(\%)$	F_i	$Fr_i ac(\%)$
1	28,0	—	45,8	36,9	1	3,3	1	3,3
2	45,8	—	63,7	54,8	1	3,3	2	6,7
3	63,7	—	81,5	72,6	4	13,3	6	20,0
4	81,5	—	99,3	90,4	7	23,3	13	43,3
5	99,3	—	117,2	108,3	14	46,7	27	90,0
6	117,2	—	135,0	126,1	3	10,0	30	100,0

Fonte: Dados da pesquisa.

Observa-se a concentração de escores de super-eficiência na quinta classe (99,3 – 117,2) da distribuição de frequência, quase 47% da amostra de DMUs estão nesta classe. Verifica-se também que 90,0% das DMUs possuem escores de super-eficiência entre 28,0 e 117,2. Apenas 6 DMUs (20,0% da amostra) obtiveram escores inferiores a 81,5. Assim, as DMUs não apresentaram resultados muito discrepantes, o que evidencia a ausência de *outliers*. Isto posto, as medidas de eficiência do modelo proposto pelo trabalho, podem ser processadas com segurança e confiabilidade.

Inicia-se pela análise da eficiência técnica dos custos na produção do arroz, buscando-se resolver duas questões fundamentais: (i) Dado um nível de custos, das principais regiões produtoras de arroz do país, o produto obtido (quantidade produzida) revela eficiência dos insumos consumidos?; (ii) Em termos comparativos é possível minimização dos *inputs*? Os resultados

apresentados na Tabela 4 detalham o nível de eficiência técnica (CCR e BCC, orientados aos *inputs*), a eficiência e o retorno de escala de cada DMU.

No modelo CCR, 17 das 30 DMUs foram consideradas eficientes, com escore médio de 0,914. No modelo BCC o número de DMUs eficientes subiu para 24 com escore médio de 0,978. As DMUs da região Sorriso foram todas classificadas como eficientes, analisando sob este critério ela pode ser considerada a região mais eficiente.

No modelo BCC todas as DMUs de Sorriso e Uruguaiana foram eficientes, enquanto Pelotas e Cachoeira do Sul foram, respectivamente, ineficientes em 2 e 3 das seis safras avaliadas de forma alternada. Dentre as regiões de Balsas, Cachoeira do Sul e Pelotas, com ocorrência de DMUs ineficientes, todas foram ineficientes na safra 2016/17. Observa-se que no modelo BCC as principais alterações de eficiência são verificadas para as DMUs de Balsas. Enquanto no modelo CCR havia apenas uma DMU eficiente, no modelo BCC cinco DMUs são assim classificadas. Isso é derivado do fato de que no modelo BCC, a eficiência técnica de uma DMU é medida em relação a uma fronteira de eficiência com o mesmo tamanho de escala. Por este modelo, observando as três primeiras safras da série avaliada, verifica-se que somente Pelotas (2012/13) não foi considerada eficiente.

Verifica-se que os menores escores de eficiência obtidos em todo o período foram, para o modelo CCR, nas safras de 2015/16 e 2016/17, para o BS5, BS6, CS5 e CS6 (entre 0,288 e 0,714), ou seja, para que as DMUs com escore de 0,71 cheguem ao nível de eficiência precisam reduzir os custos de produção em mais de 29%, caso não tenham folga nas entradas. No modelo BCC, os menores escores foram também em Cachoeira do Sul (CS5 e CS6), contudo eles foram de 0,752 e 0,790, respectivamente.

Segundo a CEPEA (2016) o excesso de chuvas e a baixa luminosidade atrasaram o plantio do arroz na safra 2015/16, prejudicando a produção e a produtividade do produto no Rio Grande do Sul. Assim, os resultados obtidos para CS5, PE5 e UR5, pelo modelo CCR, e para CS5, pelo modelo BCC, podem estar relacionados a estes acontecimentos. Isso indicaria maior sensibilidade do CCR em captar oscilações de ambiente.

Tabela 4 - Eficiência técnica, eficiência e retorno de escala

DMU	Eficiência Técnica (ET)			Eficiência de escala (EE)	Retorno de Escala	Maior problema	
	RCE* CCR	RVE** BCC	RNCE** *				
BS1	Balsas 2011/12	0,779	1,000	0,779	0,779	Crescente	Escala
BS2	Balsas 2012/13	0,584	1,000	0,584	0,584	Crescente	Escala
BS3	Balsas 2013/14	0,927	1,000	0,927	0,927	Crescente	Escala
BS4	Balsas 2014/15	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
BS5	Balsas 2015/16	0,714	1,000	0,714	0,714	Crescente	Escala
BS6	Balsas 2016/17	0,288	0,923	0,288	0,312	Crescente	Escala e Eficiência
CS1	Cachoeira do Sul 2011/12	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
CS2	Cachoeira do Sul 2012/13	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
CS3	Cachoeira do Sul 2013/14	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
CS4	Cachoeira do Sul 2014/15	0,854	0,926	0,854	0,923	Crescente	Escala e Eficiência
CS5	Cachoeira do Sul 2015/16	0,707	0,752	0,707	0,941	Crescente	Escala e Eficiência
CS6	Cachoeira do Sul 2016/17	0,703	0,790	0,703	0,890	Crescente	Escala e Eficiência
PE1	Pelotas 2011/12	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
PE2	Pelotas 2012/13	0,956	0,981	0,956	0,974	Crescente	Escala e Eficiência
PE3	Pelotas 2013/14	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
PE4	Pelotas 2014/15	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há

PE5	Pelotas 2015/16	0,963	1,000	1,000	0,963	Decrescente	Escala
PE6	Pelotas 2016/17	0,972	0,972	0,972	1,000	Constante	Eficiência
SR1	Sorriso 2011/12	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
SR2	Sorriso 2012/13	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
SR3	Sorriso 2013/14	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
SR4	Sorriso 2014/15	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
SR5	Sorriso 2015/16	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
SR6	Sorriso 2016/17	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
UR1	Uruguaiiana 2011/12	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
UR2	Uruguaiiana 2012/13	0,985	1,000	1,000	0,985	Decrescente	Escala
UR3	Uruguaiiana 2013/14	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
UR4	Uruguaiiana 2014/15	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
UR5	Uruguaiiana 2015/16	0,977	1,000	1,000	0,977	Decrescente	Escala e Eficiência
UR6	Uruguaiiana 2016/17	1,000	1,000	1,000	1,000	Constante	Não há
Média		0,914	0,978	0,916	0,932		
Nº de DMUs eficientes		17	24	20	12		

Fonte: Dados da pesquisa.

*RCE = Retorno Constante de Escala. **RVE = Retorno Variável de Escala. ***RNCE = Retorno não Crescente de Escala.

A média dos escores de eficiência técnica (BCC) obtida nesta pesquisa é bastante distinto dos achados das pesquisas desenvolvidas por Coelli, Rahman e Thirthe (2002), Takata, Latif e Shansudin (2010) e Carvalho (2012), que mostrou-se mais elevada. Dentre os trabalhos listados, apenas o de Carvalho (2012) foi desenvolvido no Brasil tendo como objeto regiões e fazendas arroseiras do Rio Grande do Sul, observa-se congruência dos resultados desta pesquisa com os achados do autor para o município de Uruguaiiana no que diz respeito a ET, lá encontrou-se um escore médio de 0,995, aqui de 1,000 para a região representada por Uruguaiiana.

Um dos componentes da eficiência produtiva, como também é conhecida a eficiência técnica, é a eficiência de escala que está associada às variações da produtividade decorrentes de mudanças na escala de operação. Com o intuito de verificar o efeito da escala de produção na eficiência técnica, mensurou-se a eficiência de escala por meio da razão entre as medidas de eficiência técnica com retornos constantes e as medidas com retornos variáveis ($EE = ET_{CCR} / ET_{BCC}$). Uma DMU é ineficiente em escala quando a medida da eficiência com retornos constantes difere da medida com retornos variáveis (NOGUEIRA, 2005).

A média do escore de eficiência de escala obtida nesta pesquisa é compatível com as encontradas nos estudos de Coelli, Rahman e Thirthe (2002) e Nargis e Lee (2013) sendo superior a 0,90 e inferior a 0,95.

Adicionalmente, calculou-se a eficiência técnica por meio do modelo de retorno não-crescente de escala (RNCE) com intuito de utilizá-lo como um teste adicional para determinar o retorno de escala, constante, crescente ou decrescente das DMUs (MALANA; MALANO, 2006). Para tanto: (i) se $ET_{RNCE} = ET_{RVE} \neq ET_{RCE}$, então a DMU está produzindo em retorno decrescente de escala; (ii) se $ET_{RNCE} \neq ET_{RVE} = ET_{RCE}$, então a DMU está produzindo em retorno crescente de escala; e (iii) se $ET_{RNCE} = ET_{RVE} = ET_{RCE}$, então a DMU está produzindo em retorno constante de escala (CESARO *et al.*, 2009).

Das 30 DMUs analisadas, 18 apresentaram escores de eficiência técnica iguais nos modelos CCR e BCC, sendo assim são eficientes em escala. Destaca-se que apesar de ser classificada como ineficiente em ambos os modelos, PE6 é eficiente em escala. Em se tratando de retorno de escala, as DMUs PE5, UR2 e UR5 apresentaram retornos decrescentes, isso indica o aumento do nível de

entrada destas DMUs resultará em um aumento menor que proporcional na saída. Dentre as DMUs ineficientes tecnicamente (BCC) e em escala (BS6, CS4, CS5, CS6 e PE2) apresentaram retornos crescentes à escala, o que indica a possibilidade de aumento no produto a custos médios, decrescentes de insumos.

Ainda na Tabela 4, foram apresentados os problemas (escala, eficiência ou ambos) para o conjunto de DMUs ineficientes. O problema de escala foi atribuído às DMUs que apresentaram escores de eficiência técnica pura (BCC) igual a 1 (um) e de eficiência de escala menor que 1 (um). O problema de eficiência foi atribuído às DMUs que apresentaram escores de eficiência técnica (CCR) menor que 1 (um) e de eficiência de escala igual a 1 (um). As DMUs classificadas com ambos os problemas foram as que apresentaram escores inferiores a 1 (um) tanto para eficiência técnica (CCR) quanto para a de escala (KASSAI, 2002).

As DMUs BS6, CS4, CS5, CS6, PE2 e UR5 apresentaram problema de escala e de eficiência. A ineficiência de escala indica que estas DMUs operam abaixo da escala ótima de produção. A ineficiência técnica está relacionada a não utilização correta dos insumos empregados no cultivo do arroz. Assim, se a DMU apresenta ambos os problemas, ela deve aumentar a produção de arroz e ao mesmo tempo reduzir os insumos consumidos no processo produtivo. As DMUs BS1, BS2, BS3, BS5, PE5 e UR3 apresentam apenas problema de escala, portanto, basta buscar aumentar a produção para corrigir a questão, enquanto PE6 o problema identificado é a eficiência.

4.2 Benchmarks, referência, importância, *slacks* e metas

No tópico 4.1 ficou evidenciado que algumas das DMUs avaliadas mostraram-se ineficientes no processo de transformação de insumos em produtos. A contribuição das análises desenvolvidas aqui é no sentido de tratar a segunda questão lá suscitada: em termos comparativos é possível a minimização dos *inputs*? O foco principal aqui são as DMUs ineficientes e a compreensão dos *benchmarks*, *slacks* e alvos. No entanto, também é apresentado um *ranking* geral de eficiência de todas as DMUs.

A interpretação prática das informações de *benchmarks* e do índice de importância é a de que uma DMU ineficiente se situa próxima ao segmento da fronteira de eficiência representada pela DMU composta, formada pela multiplicação do índice de importância de referência pelas entradas e saídas das respectivas DMUs eficientes. Quanto maior o índice de importância da referência, mais próxima é a relação da função de produção da DMU ineficiente com a da DMU *benchmark* (MALANA; MALANO, 2006).

A Tabela 5 expõe os resultados da análise de eficiência técnica, modelo BCC, e fornece informações sobre as DMUs *benchmarks* e as folgas existentes nas entradas do modelo. As DMUs *benchmarks* são as unidades utilizadas para formar a fronteira virtual de eficiência para as DMUs ineficientes. As folgas são excesso de utilização de insumos, ou baixa geração de saídas dados os níveis de entradas e saída das DMUs. A média do escore de eficiência técnica das DMUs ineficientes foi de 97,1%. Em síntese, esse resultado indica ser possível manter as mesmas saídas (produção de arroz por hectare) e ainda assim reduzir cerca de 2,9% dos recursos consumidos.

Observa-se que, com exceção de PE6, todas as demais DMUs ineficientes apresentaram como *benchmark* pelo menos uma DMU representante à própria região, em safras diferentes, isso indica que as regiões em algum momento conseguiram estabelecer uma relação de produção eficientes. Todas as DMUs da região de Sorriso – MT (SR1, SR2, SR3, SR4 e SR5), CS2, PE1, PE5, UR2 e UR5 só foram referência para elas mesmas, o que é um indicativo de um comportamento dos custos com características peculiares.

As DMUs CS1, UR4, BS3 e PE4 são os principais *benchmarks*, as parceiras de excelência das DMUs ineficientes com maiores frequências 6, 5, 4 e 4 vezes, respectivamente. Se adotado um critério qualitativo de desempate, elas são as DMUs mais eficientes, e ainda assim BS3 e PE4 permaneceriam empatadas. O índice de importância da referência (o *lambda*) indica a proximidade da DMU *benchmark* com a DMU ineficiente, assim quanto maior for o índice, maior a importância da DMU correspondente como referência para a DMU ineficiente. Por exemplo: BS6 se encontra mais próxima de BS3, com índice de 0,79.

Por fim, ainda na Tabela 5, são apresentados os *slacks* obtidos para os *inputs* do modelo. Considerando a sua orientação para as entradas, as ineficiências obtidas pelas DMUs mostram que elas não conseguem usar os insumos de forma efetiva.

Tabela 5 - Resultados da análise de eficiência técnica, modelo BCC- inputs

DMU	Escore de eficiência	Freq. como referência	Benchmarks _(IR*)	Slacks para as entradas					
				OPMAQ	MDOFX	SEMS	FERTS	AGRFX	ASTECC
BS1	100,00	2		0	0	0	0	0	0
BS2	100,00	3		0	0	0	0	0	0
BS3	100,00	4		0	0	0	0	0	0
BS4	100,00	2		0	0	0	0	0	0
BS5	100,00	2		0	0	0	0	0	0
BS6	92,33		BS2 _(0,05) ; BS3 _(0,79) ; BS4 _(0,01) e BS5 _(0,16)	0	0	0	34,08	10,38	0
CS1	100,00	6		0	0	0	0	0	0
CS2	100,00	1		0	0	0	0	0	0
CS3	100,00	2		0	0	0	0	0	0
CS4	92,55		BS3 _(0,14) ; CS1 _(0,38) e UR4 _(0,48)	231,6	11,08	0	0	5,46	8,38
CS5	75,17		BS3 _(0,09) ; CS1 _(0,06) ; PE4 _(0,39) ; UR1 _(0,14) e UR4 _(0,33)	0	27,16	0	0	360,61	0
CS6	78,98		BS2 _(0,15) ; CS1 _(0,34) ; PE4 _(0,12) e UR4 _(0,39)	0	27,63	0	0	496,87	6,19
PE1	100,00	1		0	0	0	0	0	0
PE2	98,12		BS1 _(0,05) ; CS1 _(0,23) ; CS3 _(0,33) ; PE3 _(0,24) ; PE4 _(0,11) ; e UR1 _(0,04)	0	0	0	0	0	9,22
PE3	100,00	2		0	0	0	0	0	0
PE4	100,00	4		0	0	0	0	0	0
PE5	100,00	1		0	0	0	0	0	0
PE6	97,17		CS1 _(0,02) ; UR3 _(0,55) ; UR4 _(0,42) e UR6 _(0,02)	175,79	0	0	0	214,39	18,41
SR1	100,00	1		0	0	0	0	0	0
SR2	100,00	1		0	0	0	0	0	0
SR3	100,00	1		0	0	0	0	0	0
SR4	100,00	1		0	0	0	0	0	0
SR5	100,00	1		0	0	0	0	0	0
SR6	100,00	1		0	0	0	0	0	0
UR1	100,00	3		0	0	0	0	0	0
UR2	100,00	1		0	0	0	0	0	0
UR3	100,00	2		0	0	0	0	0	0
UR4	100,00	5		0	0	0	0	0	0
UR5	100,00	1		0	0	0	0	0	0
UR6	100,00	2		0	0	0	0	0	0

Fonte: Dados da pesquisa.

* IR = Índice de Importância de referência.

Os valores zerados para a entrada SEMS informa que está entrada foi utilizada adequadamente por todas as DMUs, inclusive as ineficientes. No entanto, as DMUs ineficientes devem reduzir suas entradas pelos valores indicados nos *slacks* das demais entradas para se tornarem eficientes, por exemplo: CS6 deve reduzir os custos em R\$231,60, R\$11,08, R\$5,46 e R\$8,38, respectivamente, nas variáveis OPMAQ, MDOFX, AGRTX e ASTEC.

Cavalcante e Faria (2009) esclarecem que os *benchmarks* definem o que precisa ser alterado nos *inputs* ou *outputs* para transformar DMUs ineficientes em eficientes. Isso é na verdade uma das vantagens da DEA, o modelo além de evidenciar as ineficiências também aponta o potencial de otimização dos *inputs* (no caso, orientação ao insumo) (DHUNGANA; NUTHAL; NARTEA, 2004).

Thanassoulis, Boussofiane e Dyson (1996), Gomes e Mangabeira (2004) e Yang (2006) entendem que os alvos são a principal contribuição do modelo DEA para a agricultura, pois geram informações sobre quais são as fontes de ineficiência e o que pode ser feito para se chegar à fronteira de eficiência.

Nesse sentido, na Tabela 6 são apresentados os custos atuais de cada DMU, ou seja, o custo observado individualmente por cada DMU ineficiente, os custos alvos e o percentual de redução de cada variável do modelo.

Tabela 6 - Custos atuais e custos alvos das DMUs ineficientes, BCC - inputs

DMU	Inputs	Atual (R\$/ha)	Alvo (R\$/ha)	% de Redução	DMU	Inputs	Atual (R\$/ha)	Alvo (R\$/ha)	% de Redução
BS6	OPMAQ	283,89	262,12	7,7	PE2	OPMAQ	1063,59	840,00	21,0
	MDOFX	13,18	12,17	7,7		MDOFX	139,20	82,31	40,9
	SEMS	169,73	156,71	7,7		SEMS	230,99	182,43	21,0
	FERTS	638,73	555,65	13,0		FERTS	815,74	644,26	21,0
	AGRTX	171,42	147,89	13,7		AGRTX	1177,83	433,36	63,2
	ASTEC	19,19	17,72	7,7		ASTEC	83,74	59,95	28,4
CS4	OPMAQ	1190,74	870,47	26,9	PE6	OPMAQ	816,88	801,53	1,9
	MDOFX	81,52	64,37	21,0		MDOFX	131,45	128,98	1,9
	SEMS	198,55	183,77	7,4		SEMS	206,05	202,18	1,9
	FERTS	695,24	643,47	7,4		FERTS	662,08	649,64	1,9
	AGRTX	470,67	430,16	8,6		AGRTX	387,61	380,33	1,9
	ASTEC	72,90	59,09	18,9		ASTEC	71,15	60,60	14,8
CS5	OPMAQ	1115,45	838,45	24,8	CS6	OPMAQ	970,17	766,92	20,9
	MDOFX	133,80	73,41	45,1		MDOFX	65,12	63,28	2,8
	SEMS	247,94	186,37	24,8		SEMS	200,86	195,18	2,8
	FERTS	891,37	670,01	24,8		FERTS	773,78	751,88	2,8
	AGRTX	1214,32	552,16	54,5		AGRTX	804,98	567,81	29,5
	ASTEC	87,47	65,75	24,8		ASTEC	86,71	65,84	24,1

Fonte: Dados da pesquisa.

O esperado é que o percentual de redução seja equivalente a distância entre o escore da eficiência obtida pela DMU e a eficiência máxima (1,0). No entanto, conforme evidenciado na Tabela 5, alguns *inputs* das DMUs ineficientes apresentaram folgas (*slacks*), com isso, para esses *inputs* os percentuais de redução necessários para que as DMUs atinjam a fronteira de eficiência são maiores, sendo o somatório das folgas com a distância da DMU em relação a fronteira.

As DMUs CS5 e CS6 apresentaram os menores escores de eficiências (Tabela 4), em média elas precisam reduzir os custos, considerando o conjunto de variáveis analisadas, em 32,9%. Na Tabela 6 o percentual de redução da variável OPMAQ mostrou-se elevado nas DMUs CS4 (26,9%) e

CS5 (24,8%). Já a necessidade de redução do custo da MDOFX mostrou-se relevante para as DMUs CS5 (45,1%) e PE2 (40,9%) e a variável AGRTX para as DMUs PE2 (63,2%) e CS5 (54,5%).

Todas as DMUs ineficientes podem alcançar a fronteira de eficiência, algumas com maior esforço na redução de custos (CS5 e CS6) outras com menor (PE6 e BS6), BS6 além de otimizar suas entradas deve também elevar sua saída em quase 120% para alcançar a eficiência.

4.3 Resultado das medidas de eficiências alocativa e de custos

Na Tabela 7 são apresentados os escores de EA e de EC para as 30 DMUs do estudo com as respectivas estatísticas descritivas. Essas medidas de eficiência são orientadas para a minimização dos custos de produção. Observa-se que diferente da eficiência técnica e de escala em que diversas DMUs se mostraram eficientes, nestas duas medidas apenas Pelotas nas safras 2011/12 e 2015/16 (PE5) e Uruguaiana na safra 2011/12 (UR1) foram consideradas eficientes.

O escore médio de EA obtido pelas DMUs analisadas foi de 0,779, e considerando a mediana do conjunto de dados pode-se afirmar que pelo menos 50% das DMUs alcançaram escores igual ou superior a 0,787. Na EC, o escore médio obtido foi inferior ao da EA, alcançando o valor de 0,764, assim como a mediana de 0,741.

A região de Sorriso teve todas as suas DMUs classificadas como tecnicamente eficientes, tanto no modelo CCR quanto no BCC, contudo na EA e na EC os seus escores ficaram abaixo da média geral. Em suma, os resultados de ambas as medidas demonstram que quase a totalidade das DMUs avaliadas não estão conseguindo controlar os custos dos fatores de produção em níveis mínimos, existindo um potencial de redução de custos. Assim, mesmo que 24 DMUs tenham sido consideradas tecnicamente eficientes, predomina entre elas as ineficiências alocativa e de custos.

Tabela 7 - Resultado das medidas de eficiências alocativa e de custos, modelo BCC-inputs/geral

DMU	DMU	Eficiência Alocativa (EA)	Eficiência de Custo (EC)
BS1	Balsas 2011/12	0,898	0,898
BS2	Balsas 2012/13	0,932	0,932
BS3	Balsas 2013/14	0,957	0,957
BS4	Balsas 2014/15	0,794	0,794
BS5	Balsas 2015/16	0,782	0,782
BS6	Balsas 2016/17	0,867	0,801
CS1	Cachoeira do Sul 2011/12	0,968	0,968
CS2	Cachoeira do Sul 2012/13	0,818	0,818
CS3	Cachoeira do Sul 2013/14	0,860	0,860
CS4	Cachoeira do Sul 2014/15	0,800	0,740
CS5	Cachoeira do Sul 2015/16	0,782	0,588
CS6	Cachoeira do Sul 2016/17	0,802	0,634
PE1	Pelotas 2011/12	1,000	1,000
PE2	Pelotas 2012/13	0,822	0,807
PE3	Pelotas 2013/14	0,680	0,680
PE4	Pelotas 2014/15	0,792	0,792
PE5	Pelotas 2015/16	1,000	1,000
PE6	Pelotas 2016/17	0,710	0,690
SR1	Sorriso 2011/12	0,742	0,742
SR2	Sorriso 2012/13	0,584	0,584
SR3	Sorriso 2013/14	0,589	0,589
SR4	Sorriso 2014/15	0,613	0,613
SR5	Sorriso 2015/16	0,512	0,512
SR6	Sorriso 2016/17	0,665	0,665

UR1	Uruguaiana 2011/12	1,000	1,000
UR2	Uruguaiana 2012/13	0,683	0,683
UR3	Uruguaiana 2013/14	0,726	0,726
UR4	Uruguaiana 2014/15	0,717	0,717
UR5	Uruguaiana 2015/16	0,697	0,697
UR6	Uruguaiana 2016/17	0,658	0,658
Média		0,782	0,764
Mediana		0,787	0,741
Amplitude		0,488	0,488
Nº de DMUs eficientes		3	3

Fonte: Dados da pesquisa.

Os resultados das medidas de eficiência alocativa e de custos desta pesquisa também são compatíveis com os encontrados em Coelli, Rahman e Thirthe (2002) e Nargis e Lee (2013). Ainda que as médias obtidas sejam diferentes, predomina o resultado de ineficiência alocativa e econômica entre as DMUs.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise de medidas de eficiências técnica, de escala, alocativa e de custos são relevantes para identificar o cenário nacional da produção de arroz. Este trabalho teve como objetivo investigar a eficiência das principais regiões produtoras de arroz no Brasil, sendo elas: Balsas no estado do Maranhão, Sorriso no estado de Mato Grosso, Cachoeira do Sul, Pelotas e Uruguaiana do estado do Rio Grande do Sul, em relação aos custos de produção do arroz nas safras 2011/2012 a 2016/2017.

Observando, de forma desagregada os elementos de custos selecionados como variáveis de entrada e saída no modelo DEA adotado neste trabalho, verificou-se que os custos com fertilizantes foram os mais altos e uniformes considerando o conjunto de regiões. Os custos relacionados a operações com máquinas foram os mais elevados nas regiões do Estado do Rio Grande do Sul. Já o custo com mão-de-obra fixa foram menores nas regiões de Balsas (MA) e Sorriso (MT).

Analisou-se a eficiência técnica (ET) das regiões produtoras, adotando prioritariamente o modelo DEA-BCC orientado para os *inputs*. A média do escore de eficiência neste modelo foi de 0,978, seis DMUs apresentaram ineficiência, e apenas as regiões de Sorriso e Uruguaiana mostraram-se eficientes em todo o período analisado, todas as demais apresentaram ineficiência em pelo menos uma safra. As DMUs que serviram com maior frequência como *benchmark* foram: BS3, CS1 e PE3.

Ainda com base nos resultados do modelo BCC, e considerando os valores alvos dos *inputs*, a serem perseguidos pelas DMUs ineficientes para alcançarem a fronteira de eficiência, CS5 e PE2 são as que precisam empreender os maiores esforços de redução nos custos para tornarem-se eficientes. Os maiores percentuais de redução, considerando as oito DMUs ineficientes, foram para mão-de-obra fixa e operações com máquinas.

Verificou-se os efeitos de escala a partir do cálculo da eficiência de escala, e constatou-se que cinco DMUs apresentaram apenas problemas de escala, uma apenas problema de eficiência e

seis ambos os problemas. Ou seja, as cinco primeiras não operam em escala ótima de produção, enquanto as seis últimas além de não operarem em escala ótima de produção, também não utilizam adequadamente os insumos empregados na cultura do arroz.

De forma complementar, calculou-se os escores de eficiência alocativa e de custos das DMUs, também considerando a modelagem DEA com orientação para os *inputs* e retornos variáveis de escala. A média do escore da eficiência alocativa (EA) foi de 0,782, mais de 50% das DMUs apresentaram escores superiores a 0,787 e apenas PE1, PE5 e UR1 foram consideradas eficientes. Na eficiência de custos (EC) a média dos escores calculados foi 0,764, e mais de 50% das DMUs apresentaram escores superiores a 0,741. Os menores escores de EA e EC foram os das DMUs da região de Sorriso e Uruguaiana.

Por fim, o trabalho trouxe importantes achados sobre o cultivo de arroz no Brasil, e dada a escassez de estudos semelhantes deu-se enfoque a abordagem exploratória e descritiva das medidas de eficiências para a amostra selecionada. Ainda assim, a melhor compreensão dos achados exige o aprofundamento do estudo da cultura do arroz no Brasil, especialmente a partir de uma plataforma de custos mais analítica por município ou fazenda produtora.

Assim, foram limitações deste estudo: (i) a existência de informação de custos apenas de forma agregada por região; e (ii) a ausência de variáveis relacionadas ao ambiente da orizicultura no modelo de avaliação; (iii) o fato dos resultados, por questões da própria modelagem DEA, ficarem restritos às DMUs avaliadas, não podendo ser generalizados.

Sugere-se que pesquisas futuras busquem analisar os custos de fatores de produção na orizicultura em níveis mais desagregados, talvez por município, bem como, sejam consideradas características relacionadas aos produtores e aos processos de gestão por eles adotados como determinantes da eficiência ou ineficiência, e ainda, que seja investigado os níveis de eficiência alocativa e de custos de outras culturas, como o trigo, a soja e o café.

REFERÊNCIAS

Almeida, K.; Macedo, M. A. S. (2010). Análise do desempenho contábil-financeiro no agronegócio brasileiro: aplicando DEA no setor agroindustrial nos anos 2006 e 2007. **Pensar Contábil**, Rio de Janeiro, v. 12, n. 48, p. 5-21, maio/ago.

Andersen, P.; Petersen, N. C. (1993). A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. **Management science**, v. 39, n. 10, p. 1261-1264, oct.

Azambuja, A. M. V.; Oliveira, M. S.; Lima, M. L. P. (2015). Aplicação do modelo de análise de janelas DEA em terminais de contêineres brasileiros. **Journal of Transport Literature**, n. 9, v. 4, p. 25-29.

Badin, N. T. (1997). **Avaliação da produtividade de supermercados e seu benchmarking**. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina. SC.

Banker, R. D. *et al.* (1989). An introduction to data envelopment analysis with some of its models and their uses. **Research in governmental and nonprofit accounting**, v. 5, p. 125-163.

Banker, R. D.; Bardhan, I.; Cooper, W. W. (1996). A note on returns to scale in DEA. **European Journal of Operational Research**, v. 88, n. 3, p. 583-585.

Banker, R. D.; Charnes, A.; Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management science**, v. 30, n. 9, p. 1078-1092.

Barbosa, W. F.; Sousa, E. P. (2014). Eficiência técnica e de escala da agropecuária no estado do Ceará. **Cadernos de Ciências Sociais Aplicadas**, n. 17, p. 153-185.

Bo, C. P. Performance evaluation of data envelopment analysis. **Wu-Nan Book Inc.**, Taiwan, 2005.

Brigatte, H. *et al.* (2011). Análise de eficiência relativa das distribuidoras de energia elétrica brasileiras das regiões sudeste/nordeste. **Pesquisa & Debate**, v. 22, n. 1, p. 1-24.

Brondani, G. *et al.* (2006). Diferenciais de custos em culturas de arroz: a experiência do Rio Grande do Sul. **Revista Universo Contábil**, Blumenau, v. 2, n. 1, p. 6174, jan./abr.

Brum, P. H. C. *et al.* (2013). A perda de recursos financeiros ao município de Uruguaiana causada pela venda do arroz irrigado in natura. In: I Congresso Internacional de Gestão Estratégica e controladoria de Organizações. **Anais...** maio.

Carmelossi, M. S. (2014). **Funções de aglutinação baseadas em eficiência: uma abordagem DEA para problemas de otimização multiobjetivo**. 2014. 80 p. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, (MG).

Carvalho, A. P. L. (2012). **Análise da eficiência técnica e fronteiras de produção na orizicultura do Rio Grande do Sul e de Mostardas**. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul.

Casado, F. L.; Souza, A. M. (2007). Análise envoltória de dados: conceitos, metodologia e estudo da arte na educação superior. **Revista Sociais e Humanas**, v. 20, n. 1, p. 59-71.

Cavalcante, G. T.; Faria, R. C. (2009). O uso dos parâmetros de *benchmarking* da análise envoltória de dados (DEA) como instrumento de orçamentação. **Revista Interdisciplinar Científica Aplicada**, v.3, n.1, p. 43-61.

Cesaro, L. *et al.* (2009). Methodology for analysing competitiveness, efficiency and economy of scale: use and applications of DEA. **FACEPA Deliverable**, n. D5.1.3, apr.

Cepea. (2014). **Perspectivas para o agronegócio em 2015**. Piracicaba: USP.

_____. (2016). **PIB do Agronegócio no Brasil: GDP Agribusiness – Brazil**, dez.

Charnes, A.; Cooper, W. W.; Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. **European journal of operational research**, v. 2, n. 6, p. 429-444.

Chebil, A. *et al.* (2016). Metafrontier analysis of technical efficiency of wheat farms in Sudan. **Journal of Agricultural Science**, v. 8, n. 2.

Chen, Yu-Shan; Chen, Bi-Yu. (2009). Using data envelopment analysis (DEA) to evaluate the operational performance of the wafer fabrication industry in Taiwan. **Journal of Manufacturing Technology Management**, vol. 20, n. 4, p. 475-488.

Clemente, F.; Gomes, M. F. M.; Lírio, V. S. (2015). Análise da eficiência técnica de propriedades cítricas do estado de São Paulo. **Economia Aplicada**, v. 19, n. 1, p. 63-79.

Coelli, T.; Rahman, S.; Thirtle, C. (2002). Technical, allocative, cost and scale efficiencies in Bangladesh rice cultivation: a non-parametric approach. **Journal of Agricultural Economics**, v. 53, n. 3, p. 607-626.

Conab. (2015). **A cultura do arroz**. Brasília: Conab.

_____. (2015a) – (2016b) – (2017b). **Indicadores da agropecuária**. Brasília: Conab.

_____. (2016). **Perspectivas para a agropecuária**. Brasília: Conab.

_____. (2016a). **Evolução dos custos de produção do arroz no Brasil**. Brasília: Conab.

_____. (2016c). **Receita bruta dos produtores rurais brasileiros**. Brasília: Conab.

_____. (2017a). **Evolução dos custos de produção e rentabilidade do arroz irrigado gaúcho nos anos-safra 2006/07 a 2016/17**. Brasília: Conab.

Dao, G. T. N. (2013). **An Analysis of the technical efficiency of crop farms in the Northern Region of Vietnam**. 2013. 182 p. Professional Doctorate in Business Administration at the University of Canberra, Canberra.

Dao, G.; Lewis, P. (2013). Technical efficiency of annual crop farms in northern Vietnam. **Working Paper**, available at: www.murdoch.edu.au.

Dhungana, B. R., Nuthall, P. L. Nartea, G. V. (2004). Measuring the economic inefficiency of Nepalese rice farms using data envelopment analysis. **The Australian Journal of Agricultural and Resource Economics**, v. 48, n. 2, p. 347-369.

Doll, J. P; Orazem, F. (1984). **Production economics: theory with applications**. New York: John Wiley & Sons.

Dyson, R. G. *et al.* (2001). Pitfalls and protocols in DEA. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 132, n. 2, p. 245-259.

Fan, S. (2000). Technological change, technical and allocative efficiency in Chinese agriculture: The case of rice production in Jiangsu. **Journal of International Development**, v. 12, n. 1.

Farrel, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, London, v. 120, n. 3, p. 253-290.

FAO FAOSTAT Database results. 2014. Disponível em: <<http://apps1.fao.org/servlet>>. Acesso em: 28 nov. 2016.

García Suárez, F, (2016). La metodología Análisis Envolvente de Datos (DEA): una aplicación a la producción de arroz en Uruguay. **Agrociencia Uruguay**, v. 20, n. 1, p. 99-112.

Gasques, J. G. *et al* (2004).. **Desempenho e crescimento do agronegócio no Brasil**. IPEA, Brasília, fev.

Golany, B.; Roll, Y. (1989). An application procedure for DEA. **Omega**, v. 17, n. 3, p. 237-250.

Gomes, E. G.; Mangabeira, J. A. C. (2004). Uso de análise envoltória de dados em agricultura: o caso de Holambra. **ENGEVISTA**, v. 6, n. 1, p. 19-27.

Gomes, E. G.; Mangabeira, J. A. C.; Mello, J. C. B. S. (2005). Análise envoltória de dados para avaliação de eficiência e caracterização de tipologias em agricultura: um estudo de caso. **Revista de Economia Rural**, Brasília, v. 43, n. 4, p. 607-631, out./dez.

Hall, R. E.; Lieberman, M. (2003). **Microeconomia: princípios e aplicações**. Trad. Luciana Penteadó Miquelino. São Paulo: Pioneira Thomson Learning.

Hofer, E. *et al.* (2006). Gestão de custos aplicada ao agronegócio: culturas temporárias. **Contabilidade Vista & Revista**, v. 17. n. 1, p. 29-46, jan./mar.

IBGE. **Produção Agrícola Municipal: SIDRA**. 2016. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/tabela/1612>>. Acesso em: 20 out. 2017.

- Kassai, S. (2002). **Utilização da análise envoltória de dados na análise das demonstrações contábeis**. 2002. 350 p. Tese (Doutorado em Contabilidade e Controladoria), Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Kerstenetzky, J. (1995). **Firmas e mercados**: uma abordagem histórico-institucional ao problema da coordenação.
- Kiatpathomchai, S. (2008). **Assessing economic and environmental efficiency of rice production systems in Southern Thailand**: an application of data envelopment analysis. 2008. Tese (Doutorado). Universitätsbibliothek Giessen.
- Kočišová, K. (2015). Application of the DEA on the measurement of efficiency in the EU countries. **Agricultural Economics**, v. 61, n. 2, p. 51-62.
- Lapa, J. S.; Neiva, C. C. (1996). Avaliação em educação: comentários sobre desempenho e qualidade. **Ensaio**, v. 4, n. 12, p. 213-236, jul./set.
- Lovell, K.C.A. (1993). Production frontiers and productive efficiency. In: **The measurement of productive efficiency**: techniques and applications. New York: Oxford University Press.
- Malana, N. M.; Malano, H. M. (2006). Benchmarking productive efficiency of selected wheat areas in Pakistan and India using data envelopment analysis. **Irrigation and drainage**, v. 55, n. 4, p. 383-394.
- Mansfield, E.; Yohe, G. (2006). **Microeconomia**. Trad. Cid Knipel Moreira. São Paulo: Saraiva.
- Mariano, E. B.; Almeida, M. R.; Rebelatto, D. A. N. (2006). Princípios básicos para uma proposta de ensino sobre análise por envoltória de dados. In: Congresso Brasileiro de Ensino de Engenharia. **Anais...** Passo Fundo: UFMA.
- Mariano, E. B. (2008). **Sistematização e comparação de técnicas, modelos e perspectivas não-paramétricas de análise de eficiência produtiva**. 2008. 280 p. Tese (Doutorado). Universidade de São Paulo.
- Marion Filho, P. J.; Einloft, N. E. (2008). A competitividade do arroz irrigado brasileiro no Mercosul. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, Lavras, v. 10, n. 1, p. 11-22.
- Martín, E. (2006). Efficiency and Quality in the Current Higher Education Context in Europe: an application of the data envelopment analysis methodology to performance assessment of departments within the University of Zaragoza. **Quality in Higher Education**, v. 12, n. 1, p. 57-79.
- Mattos, E; Terra, R. (2015). Conceitos sobre eficiência. In: Boueri, R; Rocha, F; Rodopoulos, F. (orgs). **Avaliação da qualidade do gasto público e mensuração da eficiência**. Brasília: Secretaria do Tesouro Nacional.
- Matsunaga, M. *et al.* (1976). Metodologia de custo utilizada pelo DEA. **Agricultura em São Paulo**, São Paulo, v. 23, n.1, p. 123-39.
- Mello, J. C. C. B. S. *et al.* (2005). Curso de análise envoltória de dados. **Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, v. 37, Gramado.
- Meza, L. Â. *et al.* (2003). **Curso de análise de envoltória de dados**. Simpósio brasileiro de pesquisa operacional. Gramado.
- Montoneri B. *et al.* (2012). Application of data envelopment analysis on the indicators contributing to learning and teaching performance. **Teaching and Teacher Education**, v. 28, p. 382-395.
- Mota, R. H. G. *et al.* (2013). Avaliação da capacidade de geração de valor econômico: um estudo das empresas do setor agrícola com ações listadas na BM&FBovespa. **Custos e @gronegócios on line**, v. 9, n. 4, p. 19-39, out./dez.

Nargis, F.; Lee, S. H. (2013). Efficiency analysis of boro rice production in North-Central region of Bangladesh. **The Journal of Animal & Plant Sciences**, v. 23, n. 2, p. 527-533.

Nogueira, M. A. (2005). **Eficiência técnica na agropecuária das microrregiões brasileiras**. 2005. 105 f. Tese (Doutorado em Economia Aplicada), Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.

Ogundari, K.; Amos, T. T.; Okoruwa, V. O. (2012). A Review of Nigerian Agricultural Efficiency Literature, 1999–2011: What Does One Learn from Frontier Studies?. **African Development Review**, v. 24, n. 1, p. 93-106.

Pachiel, M.G. (2009). **Eficiência produtiva de usinas de cana-de-açúcar do Estado de São Paulo**. 2009. Dissertação (Mestrado em Economia). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.

Pereira, B. D.; Mendes, C. M. (2002). Eficiência técnica: Arroz de Sequeiro. **Revista de Estudos Sociais**, v. 4, n. 8, p. 37-51.

Penrose, E. (2006). **A teoria do crescimento da firma**. Trad. Tamás Szmeccányi. Campinas: Unicamp.

Périco, A. E.; Santana, N. B.; Rebelatto, D. A. N. (2016). Estimating the efficiency from Brazilian banks: a bootstrapped Data Envelopment Analysis (DEA). **Production**, v. 26, n. 3, p. 551-561.

Pindyck, R; Rubinfeld, D. (2010). **Microeconomia**. Trad. Eleutério Prado, Thelma Guimarães e Luciana do Amaral Teixeira. 7. ed. São Paulo: Pearson.

Rodrigues, R. M. (2017). **O mercado de trabalho no agronegócio brasileiro e paulista entre 2012 e 2016: dinâmicas semelhantes?**. 2017. 155 f. Dissertação (MPAGRO) - Escola de Economia de São Paulo.

Santos, J. G. C.; Calíope, T. S.; Coelho, A. C. (2015). Teorias da firma como fundamento para formulação de teorias contábeis. **REPeC**, Brasília, v. 9, n. 1, art. 6, p. 101-116, jan./mar.

Senra, L. F. A. C. *et al.* (2007). Estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA. **Pesquisa Operacional**, v. 27, n. 2, p. 191-207.

Simonsen, M. H. (1985). **Teoria microeconômica: teoria do consumidor, teoria da produção**. 7. ed. Rio de Janeiro: FGV.

Silva, T. P.; Guse, J. C.; Leite, M. (2015). Gastos operacionais e o desempenho econômico no agronegócio brasileiro, chileno e mexicano. **Custos e @gronegócio on line**, v. 11, n. 4, p. 234-263, out./dez.

Sowlati, T. (2001). **Establishing the practical frontier in data envelopment analysis**. Center for Management of Technology and Entrepreneurship Faculty of Applied Science and Engineering. University of Toronto.

Thanassoulis, E.; Boussofiane, A.; DYSON, R. G. (1996). A comparison of data envelopment analysis and ratio analysis as tools for performance assessment. **Omega**, v. 24, n. 3, p. 229-244.

Tun, YuYu; Kang, Hye-Jung. (2015). An analysis on the factors affecting rice production efficiency in Myanmar. **Journal of East Asian Economic Integration**. v. 19, n. 2, p. 167-188, jun.

Tupy, O.; Yamaguchi, L. C. T. (1998). Eficiência e produtividade: conceitos e medição. Agricultura em São Paulo, **Embrapa**, v.45, n.2, p.39-51.

Tu, V. H.; Trang, N. T. (2016). Cost efficiency of rice production in Vietnam: an application of stochastic translog variable cost frontier. **Asian Journal of Agricultural Extension, Economics & Sociology**, v. 8, n. 1, p. 1-10.

- Tziogkidis, P. (2012). Bootstrap DEA and hypothesis testing. **Cardiff Economics Working Papers**.
- USDA. (2017). **Rice**: world markets and trade. Office of global analysis, oct.
- Vasconcellos, M. A. S.; Garcia, M. E. (2004). **Fundamentos de economia**. 2. ed. São Paulo: Saraiva.
- Viana, J. G. A.; Silveira, V. C. P. (2008). Production costs and performance indicators: a methodology applied to sheep production systems. **Custos e @gronegocio on line**, v. 4, n. 3, p. 2-27.
- Wander, A. E.; Silva, O. F. (2014). **Rentabilidade da produção de arroz no Brasil**. Embrapa Arroz e Feijão, Brasília.
- Wang, Chia-Nan. *et al.* (2016). Applying data envelopment analysis and grey model for the productivity evaluation of vietnamese agroforestry industry. **Sustainability**, v. 8, n. 1139, p. 1-15.
- Watkins, K. B. *et al.* (2013). Measuring Technical, Allocative, and Economic Efficiency of Rice Production in Arkansas using Data Envelopment Analysis. In: **Annual Meeting**, p. 2-5, feb.
- Watto M. A.; Mugeru, A. W. (2014). Measuring production and irrigation efficiencies of rice farms: evidence from the Punjab Province, Pakistan. **Asian Economic Journal**, v. 28, n. 3, p. 301–322.
- Wongnaa, C. A. (2016). **Economic efficiency and productivity of maize farmers in Ghana**. 2016. 199 p. Thesis (Doctor). Department of Agricultural Economics, Agribusiness and Extension, Faculty of Agriculture, Kumasi.
- Yang, Z. (2006). A two-stage DEA model to evaluate the overall performance of Canadian life and health insurance companies. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 43, p. 910-919, set.