**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

Análise da eficiência do setor sucroenergético brasileiro

Carlos Eduardo Osório Xavier

Tese apresentada para obtenção do título de Doutor
em Ciências. Área de concentração: Economia
Aplicada

**Piracicaba
2014**

Carlos Eduardo Osório Xavier
Engenheiro Eletricista

Análise da eficiência do setor sucoenergético brasileiro

Versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011.

Orientador:

Prof. Dr. **PEDRO VALENTIM MARQUES**

Tese apresentada para obtenção do título de Doutor
em Ciências. Área de concentração: Economia
Aplicada

**Piracicaba
2014**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - DIBD/ESALQ/USP**

Xavier, Carlos Eduardo Osório

Análise da eficiência do setor sucroenergético brasileiro / Carlos Eduardo Osório Xavier. - - versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011. - - Piracicaba, 2014.
163 p: il.

Tese (Doutorado) - - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", 2014.

1. Sucroenergético 2. Eficiência 3. Etanol 4. DEA I. Título

CDD 333.7938
X3a

"Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte -O autor"

AGRADECIMENTOS

Agradeço a oportunidade criada para o desenvolvimento desse trabalho pelas seguintes instituições: Programa Educação Continuada em Economia e Gestão de Empresas – PECEGE, Confederação da Agricultura e Pecuária do Brasil – CNA e Fundação de Estudos Agrários Luiz de Queiroz – FEALQ. A CNA como patrocinadora, PECEGE como grupo de pesquisa executor e FEALQ como gerenciadora de projeto, desde 2008 realizam a pesquisa de levantamento de custos de produção de cana-de-açúcar, açúcar e etanol no Brasil da qual se obteve o banco de dados utilizado nessa tese. Adicionalmente, agradeço o apoio da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA, por meio do projeto SISCANA (modelos integrados para simulação de sistemas de produção sustentáveis de cana-de-açúcar) que criou motivações adicionais a pesquisa para desse doutorado.

Agradeço também as equipes de quase duas centenas de agroindústrias que se dispuseram a disponibilizar parte dos dados que estão sendo usados nessa tese. Assim como as importantes empresas envolvidas com o setor sucroenergético seja na forma de comercializadoras, compradoras de matérias-primas, fornecedoras de soluções e tecnologias, investidoras, entre outros, que criaram questões interessantes sobre o setor sucroenergético que puderam ser incorporadas nesse trabalho.

Destaco especial agradecimento aos quase 60 alunos de graduação, pós-graduação, colegas e amigos de PECEGE, ESALQ e USP que participaram indiretamente da elaboração dessa tese por meio das suas contribuições, das mais variadas formas, para a criação das bases de conhecimento setorial necessário para esse trabalho.

Dedico agradecimento especial aos professores Pedro Marques e José César Cruz Júnior, pela orientação e co-orientação desse trabalho. Sem dúvida, fizeram a diferença para a existência desse trabalho.

Agradeço ao apoio da minha família, com cuidadosa revisão do texto do meu irmão caçula, e a compreensão da minha futura esposa durante o intenso período de tese.

Agradeço ao Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES pelo apoio financeiro a parte desse doutorado, assim como o Grupo de Pesquisa e Extensão em Logística Agroindustrial – ESALQ-LOG pelas oportunidades de desenvolvimento de atividades de extensão universitária.

SUMÁRIO

RESUMO	7
ABSTRACT	9
LISTA DE FIGURAS	11
LISTA DE TABELAS	15
1 INTRODUÇÃO	17
1.1 Objetivos	20
1.2 Estrutura do Trabalho.....	20
2 CONTEXTUALIZAÇÃO DO SETOR SUCROENERGÉTICO BRASILEIRO	21
2.1 Processo produtivo do setor sucroenergético	25
2.1.1 Processo produtivo da cana-açúcar	28
2.1.2 Processo Produtivo Industrial de processamento da cana-de-açúcar.....	32
3 ANÁLISE DE EFICIÊNCIA	37
3.1 Eficiência Técnica, de Escala e Econômica	38
3.2 Técnicas de mensuração de Eficiência	42
3.3 Método DEA: <i>Data Envelopment Analysis</i>	45
3.3.1 Avaliação da eficiência de escala.....	48
3.3.2 Mensuração da eficiência econômica	50
3.3.3 Inferências estatísticas	51
3.4 Aplicações de análise DEA sobre eficiência agrícola e agroindustrial	53
3.5 Problema da não homogeneidade das DMUs.....	56
3.6 Critérios de seleção de variáveis em problemas utilizando DEA.....	58
4 MATERIAL E MÉTODO	65
4.1 Modelo empírico.....	65
4.1.1 Testes de especificação do modelo empírico.....	72
4.2 Especificação dos dados.....	73

4.2.1 Dados usados como entrada do modelo empírico.....	76
4.2.2 Critérios de classificação dos grupos de dados	81
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	87
5.1 Resultados e testes dos diferentes modelos avaliados	87
5.2 Resultados do modelo escolhido e discussão sobre resultados das usinas.....	90
5.3 Testes dos grupos de resultados	98
6 CONCLUSÕES.....	105
REFERÊNCIAS	107
ANEXOS	120

RESUMO

Análise da eficiência do setor sucroenergético brasileiro

O objetivo deste trabalho foi desenvolver e aplicar um critério para mensurar a eficiência econômica da produção do setor sucroenergético do Brasil e, em função disso, avaliar a existência de potenciais melhorias na eficiência nas atividades produtivas do setor. Para atingir esses objetivos foi desenvolvido um modelo DEA – *Data Envelopment Analysis* baseado na organização do sistema de produção. O modelo foi formulado considerando dados primários coletados com 67 agroindústrias brasileiras, responsáveis pelo processamento de 22,6% da cana produzida no Brasil, na safra 2012/2013. Testes paramétricos e não-paramétricos sobre os resultados de diferentes especificações de modelos DEA, apontaram como mais apropriado a adoção do modelo de análise de eficiência mais simples o qual é especificado pelos *inputs* área cultivada por cada agroindústria e a quantidade de ATR adquirida de fornecedores e pelo *output* equivalente a total de ATR recuperado na forma de açúcar e etanol. Considerou-se um modelo DEA com orientação insumo baseado na lógica de mensuração dos índices de eficiência econômica em razão da aproximação de custos, produto dos preços e quantidades de *inputs*. Com o objetivo de preservar a confidencialidade dos dados de cada empresa, a propriedade de invariabilidade dos resultados do método DEA em relação a unidade de medida das variáveis foi utilizada para transformar os dados de *input* e *output* em índices medidos em números inteiros na base 1000. Os resultados indicaram potencial de melhoria de eficiência econômica de 90% sobre os níveis de eficiência médios das usinas brasileiras considerando as práticas de produção vigentes na safra 2012/13. Decompondo a medida de eficiência econômica, a eficiência técnica foi estimada em 72% enquanto eficiência alocativa foi de 74%. A eficiência alocativa foi a medida de maior variabilidade entre as usinas. Os resultados indicaram uso de tecnologia com retornos constantes à escala de produção como a melhor especificação do modelo. Uma conclusão é que o potencial de ganho de eficiência na gestão do uso dos fatores de produção em razão de seus preços é tão relevante quanto o ganho com eficiência técnica. Essa conclusão é uma contribuição à discussão atual sobre a necessidade de incorporar ganhos de produtividade agrícola pelas usinas. Outra conclusão foi a de que uma vez obtidos ganhos de eficiência técnica, o aumento da verticalização da produção de cana, ou seja, a substituição da compra de cana de terceiros por arrendamento de terras pode contribuir para a melhoria de eficiência das empresas. Por fim, testes de avaliação indicaram que as usinas da região Centro-Sul são mais eficientes que as usinas do Nordeste, no entanto, não se observam diferenças de eficiência entre as usinas das regiões Tradicional e Expansão.

Palavras-chave: Sucroenergético; Eficiência; Etanol; DEA

ABSTRACT

Analysis of the Brazilian sugarcane industry efficiency

The main objective of this work was to develop a model to measure the economic efficiency of the sugar, ethanol and bioelectricity industry in Brazil as well as to evaluate the existence of potential efficiency improvements in production and economic activities of the sector. In order to reach our goal, we developed a DEA - Data Envelopment Analysis model based on the organization of the sugarcane production system. The proposed model was built considering primary data collected from 67 Brazilian agricultural industries, which was responsible for processing 22.6% of the total sugarcane crushed in Brazil, during the 2012/2013 crop-year. Asymptotic parametric tests and the non-parametric tests were used to select different specifications of DEA models, considering different input and output variables. The tests results recommended to use the simplest efficiency analysis model specified by two input variables, production area and the amount of ATR purchased, and one output, total equivalent of ATR recovered as sugar and ethanol. The DEA model was created with input orientation based on the logic of measuring the economic efficiency as an approximation of costs defined by the product of prices and quantities of inputs. We used the DEA unit invariability property of variables to transform all individual data in a 1000 based index in order to keep confidentiality of individual data. The results indicate potential for a 90% improvement on the economic efficiency of Brazilian mills considering only the technological practices of 2012/13 season. When we decomposed the factors of economic the efficiency in technical is 72% and allocative efficiency 74%. The evaluated model found constant returns to scale for mills production. The variability of allocative efficiency is the most variable measurement among mills. One conclusion of this work is that the potential for efficiency gains in managing the use of factors of production according to its prices, ie, allocative efficiency, is as relevant as the gain in technical efficiency. We also found that better efficiency levels can be reached by substituting sugarcane acquisition from others by the use of more land for mills sugarcane production. We consider that our results could contribute to the current discussion of productivity gains in the sugarcane industry. The results also indicated that mills located in the Center-South face higher levels of efficiency than the mills placed in the Northeast. Among the Center-South region, Traditional and Expansion there was not notice any efficiency difference.

Keywords: Cane Industry; Ethanol; Efficiency; DEA

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Regionalização da produção canavieira do Brasil	23
Figura 2 - Evolução do faturamento anual dos principais produtos finais do setor sucroenergético brasileiro	27
Figura 3 - Evolução da participação de plantio mecanizado da cana produzida por usinas da região Centro-Sul, 2007/08 – 2012/13 (em %)	29
Figura 4 - Evolução da participação de colheita mecanizada da cana produzida pelas usinas na região Centro-Sul, 2005/06 – 2012/13 (em %)	31
Figura 5 - Fluxograma do processamento industrial típico de cana no Brasil	36
Figura 6 – Definição teórica de eficiência técnica e eficiência econômica	39
Figura 7 – Representação da definição da isoquanta de uma função de produção ..	40
Figura 8 – Decomposição da Eficiência Geral de Produção em Eficiência Pura de Produção e Eficiência de Escala para o caso de uma entrada e uma saída	41
Figura 9 - Esquema representativo do modelo empírico de cálculo das eficiências econômicas das agroindústrias canavieiras	67
Figura 10 - Distribuição das empresas analisadas por unidade federativa do Brasil	75
Figura 11 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil das áreas de produção de cana, <i>input</i> X1, utilizada pelas usinas da amostra, agrupadas por estado	77
Figura 12 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil da quantidade de ATR, <i>input</i> X2, comprada de terceiros pelas usinas da amostra, agrupadas por estado	77
Figura 13 – Representação do valor mínimo, 1º quartil, mediana e 3º quartil da quantidade de funcionários industriais e administrativos, <i>input</i> X3, contratados pelas usinas da amostra, agrupadas por estado	78
Figura 14 – Representação do valor mínimo, 1º quartil, mediana e 3º quartil dos preços de arrendamentos da terra, P1 do <i>input</i> X1, pagos pelas usinas da amostra, agrupadas por estado	78
Figura 15 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil dos preços do ATR, preço P2 do <i>input</i> X2, pagos pelas usinas da amostra a terceiros, agrupadas por estado	79
Figura 16 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil dos salários anuais, preço P3 do <i>input</i> X3, pagos pelas usinas da amostra agrupadas por estado	79
Figura 17 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil do ART recuperado como açúcar, <i>output</i> Y1, das usinas da amostra agrupadas por estado	80
Figura 18 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil do ART recuperado como etanol, <i>output</i> Y2, das usinas da amostra agrupadas por estado	80

Figura 19 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil da energia vendida, <i>output</i> Y3, das usinas da amostra agrupadas por estado	81
Figura 20 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana, e máximo da colheita mecanizada de cana agrupada por estado.....	82
Figura 21 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana, e máximo da colheita mecanizada de cana agrupada por estado.....	82
Figura 22 – Distribuição das classes de tecnologia agrícola da amostra agrupada por estado	83
Figura 23 – Distribuição da produção de bioeletricidade por tonelada de cada processada da amostra agrupada por estado.....	84
Figura 24 – Distribuição das classes de tecnologia industrial, por estado.....	84
Figura 25 – Apresentação dos limites do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil de moagem das usinas da amostra para cada estado	85
Figura 26 – Diagramas <i>box-plot</i> de apresentação dos resultados de eficiência técnica das diferentes especificações de modelos empíricos testados.....	87
Figura 27 – Frequência acumulada dos resultados de eficiência técnica das diferentes especificações de modelos empíricos testados	88
Figura 28 – Diagramas <i>box-plot</i> de apresentação dos resultados de eficiência técnica sobre a natureza de rendimentos a escala dos modelos empíricos testados	89
Figura 29 – Frequência acumulada dos resultados de eficiência técnica das diferentes especificações de natureza de retorna a escala dos modelos testados	89
Figura 30 – Diagramas <i>box-plot</i> de apresentação dos resultados de eficiência técnica sobre a natureza de rendimentos a escala dos modelos empíricos testados	90
Figura 31 – Frequência acumulada dos resultados de eficiência das usinas	91
Figura 32 – Indicador mínimo, 1º quartil, mediana, 3º quartil e máximo da produção de cana por hectare cultivado das usinas da amostra	93
Figura 33 – Representação da isoquanta representativa da fronteira de produção da amostra (reta em preto) e distribuição das quantidades de <i>inputs</i> relativos a produção total consumida por cada usina da amostra analisada (pontos)	94
Figura 34 – Diagramas <i>box-plot</i> de apresentação dos resultados de eficiência econômica (a) e técnica (b) das usinas nas regiões do Brasil	98
Figura 35 – Diagramas <i>box-plot</i> de apresentação dos resultados de eficiências econômica (a), técnica (b) e alocativa das usinas por estado da federação	100
Figura 36 – Diagramas <i>box-plot</i> de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas que produzem e não produzem açúcar	101

- Figura 37 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com seu nível de tecnologia agrícola (Tradicional ou Avançado) 101
- Figura 38 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com seu nível de tecnologia industrial (Tradicional ou Avançado)..... 102
- Figura 39 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com sua construção ou reforma recente (Antiga ou Nova) 102
- Figura 40 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com a característica do grupo empresarial que o controla (Grande ou Pequeno) 103
- Figura 41 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com a característica do grupo empresarial que o controla (Nacional ou Estrangeiro) 104

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Distribuição das unidades sucroenergéticas do Brasil por estado e região.	21
Tabela 2 - Taxa de crescimento da produção estadual de cana-de-açúcar.....	22
Tabela 3 – Participação do estado de São Paulo na produção de cana-de-açúcar, área colhida e número total de usinas de açúcar e etanol do Brasil.....	23
Tabela 4 – Distribuição da área colhida de cana-de-açúcar e número de usinas em cada mesorregião do estado de São Paulo em 2011	24
Tabela 5 – Distribuição da área colhida de cana-de-açúcar e estimativa de produção na safra 2013/14 das regiões do Painel PECEGE do estado de São Paulo.	25
Tabela 6 - Nível médio de eficiência econômica das usinas de cada região por safra	72
Tabela 7 - Comparativo da amostra de dados utilizada em relação da população de agroindústrias em cada região do Brasil na safra 2012/13.....	75
Tabela 8 - Comparativo da amostra de dados utilizada em relação da população de agroindústrias em cada região do Brasil na safra 2012/13.....	76
Tabela 9 – Conclusões dos testes de hipótese das especificações do modelo empírico.....	88
Tabela 10 – Detalhamento de medidas de eficiência e índices de quantidade de <i>inputs</i> , <i>outputs</i> e preços das usinas consideradas eficientes	92
Tabela 11 – Detalhamento das médias observadas das medidas de eficiência e índices de quantidade de <i>inputs</i> , <i>outputs</i> e preços das usinas analisadas	95
Tabela 12 – Participação do tipo de recomendação a ser tomada pelas usinas para melhoria do seu índice de eficiência econômica	96
Tabela 13 – Conclusões dos testes de hipótese sobre igualdade dos níveis de eficiência para as usinas de diferentes estados	100
Tabela 14 – Coeficientes de transformação de ART em açúcar, etanol e mel.....	130
Tabela 15 – Base de dados utilizados no modelo empírico	150
Tabela 16 – Critérios de classificação dos grupos de DMU	152
Tabela 17 – Medidas de eficiência estimadas para modelo empírico	154
Tabela 18 – Medidas de eficiência estimadas para modelo empírico	156

1 INTRODUÇÃO

Nas últimas duas décadas a produção canavieira brasileira apresentou o maior crescimento de sua produção desde a década de 1950. O ambiente de prosperidade foi fomentado pelo forte avanço tanto da produção de açúcar, continuando a expansão iniciada na década anterior, quanto a de etanol, a qual vivenciou suas maiores taxas de crescimento desde o ápice do PROÁLCOOL – Programa Nacional do Álcool na década de 1980 (BRASIL, 2010).

Como consequência do aumento da produção, mais de uma centena de novas unidades agroindustriais processadoras de cana-de-açúcar foram construídas no país (SOUSA e PINHEIRO, 2011). O avanço da produção foi seguido pela expansão da fronteira agrícola canavieira em direção a regiões de produção nos estados de Minas Gerais e do Centro-Oeste, que atualmente respondem por um quarto da produção nacional, ou seja, o dobro da representatividade dessa região no início da década anterior (UNICA, 2012).

Entretanto, após o amplo período de prosperidade das duas décadas anteriores, marcado por um intenso processo de fusão e aquisição de grupos de empresariais (SIQUEIRA e CASTRO JUNIOR, 2010) e investimentos de grupos estrangeiros (PINTO, 2011), o setor canavieiro passa por um período de incerteza sobre expectativas futuras. Desde a crise financeira mundial em 2008, o setor tem convivido com baixo nível de investimentos, o que, consorciado com baixos níveis de rentabilidade (XAVIER, 2012), culminou em uma retração da produção nas últimas safras.

A crise do setor contrasta com as oportunidades perdidas, tais como a demanda reprimida do mercado nacional de etanol. Estimativas de Milanez et al. (2012) destacam a necessidade de R\$ 20 bilhões de investimentos anuais nas próximas quatro safras, a fim de corrigir o atual descompasso entre a oferta e demanda de etanol no mercado brasileiro. A perda de oportunidades do etanol é ilustrada pela redução em um sexto da demanda do produto em 2011 (ANP, 2011). Essa queda de consumo foi uma consequência a choques de oferta do produto em 2011, quando problemas climáticos acentuaram os problemas financeiros e técnicos da cadeia produtiva canavieira. Dessa forma, foram evidenciados os mesmos erros de planejamento da produção cometidos durante o período do PROÁLCOOL. Em uma nova crise de confiabilidade do setor canavieiro perante o mercado consumidor e os

agentes de regulação, aumentaram-se as incertezas sobre a viabilidade do suprimento de volumes consistentes de etanol como um substituto a combustíveis derivados de petróleo no mercado brasileiro.

Por outro lado, os agentes produtores do setor canavieiro vivenciaram um período de crise semelhante ao período do PROÁLCOOL no final da década de 80, quando os custos médios de produção do etanol tornaram-se consistentemente superiores aos seus preços e inviabilizaram a produção do produto. Mais uma vez, à semelhança do processo de desregulamentação do setor canavieiro na década de 90, discutem-se novos estímulos ao desenvolvimento de técnicas produtivas mais eficientes com o objetivo de reduzir custos e aumentar a competitividade da produção de etanol.

A discussão entre todos os agentes da cadeia sucroenergética sobre a busca por ganhos de eficiência e saltos de produtividade, que possam garantir maior competitividade e segurança para a produção nacional de etanol, delineou o tipo de problema de estudo em que Cook e Seiford (2009) citam a importância da mensuração de eficiência de produção das organizações. Uma interessante motivação para a realização desse trabalho é ilustrada pela citação de Kumar e Arora (2012) sobre entrevista do Sr. M. K. Thomas, ministro da agricultura da Índia em 2010. A tradução geral da entrevista do ministro Thomas é: Apesar de sua relevância, a indústria açucareira indiana tem sido ofendida pela ignorância dos técnicos de planejamento de políticas públicas e atualmente existe nesse país mais de 162 usinas dessas indústrias que podem ser consideradas doentes. Curiosamente a Índia responde pela segunda maior indústria canavieira mundial, sendo suplantada apenas pela indústria brasileira. Segundo UNICA (2014), aproximadamente cinquenta unidades agroindustriais, responsáveis por 5% da produção nacional, encerraram suas atividades em 2012. Em geral, essas plantas industriais foram desmontadas e sua sucata vendida enquanto a produção agrícola foi negociada com outras empresas. O processo de acomodação do mercado tem ocorrido às custas de um desequilíbrio dos níveis de rentabilidade das empresas envolvidas na sua produção, entre diversos outros fatores.

Sem possibilidade de soluções de curto prazo para a recuperação da produção canavieira e, especialmente, do etanol, que, segundo PECEGE (2013), tem sido o produto de menor atratividade de produção, as instituições representativas da cadeia produtiva canavieira buscam a negociação de concessões e benefícios

governamentais. Entretanto, o ponto comum de discussão consolidou-se na definição da necessidade de busca por melhoria da eficiência produtiva no setor, assim como, no fomento ao desenvolvimento de tecnologias inovadoras que incorporem níveis de produtividade mais elevados a produção sucroenergética brasileira.

Como destacou Lovell (1993), medidas de produtividade podem variar em função de diferenças na tecnologia, no processo e no ambiente em que ocorre a produção. Uma abordagem teórica importante para mensuração de desempenho da agroindústria refere-se em isolar o impacto do componente de eficiência na mensuração de produtividade. Como destacado por Coelli (1995), em termos de teoria microeconômica, ganhos de produtividade em função da evolução e mudanças tecnológicas resultam na mudança da função de produção. Entretanto, ganhos de produtividade também podem ser atingidos em função do aumento da eficiência das empresas, ou seja, as firmas atuando mais próximas à fronteira de produção delimitada pela função de produção representativa de um setor industrial. Como destaca Vasconcellos et al (2006), medidas de eficiência são tradicionalmente mensuradas, na literatura econômica, como as curvas de fronteira formada pelas funções de produção. Ou seja, a função de produção define os máximos níveis potenciais de produção para uma combinação de fatores de produção, enquanto a produtividade é definida como uma comparação entre o desempenho de um sistema e um conjunto adequado de padrões pré-definidos.

Farrell (1957) propôs a análise da eficiência de produção para o planejamento de um setor industrial com o objetivo de avaliar ganhos de produção que prescindam de demanda adicional por insumos. Ao utilizar conceitos teóricos microeconômicos sobre a máxima possibilidade de produção para um conjunto de insumos em uma dada tecnologia, o autor desenvolveu o primeiro método de mensuração de eficiência.

A proposta desse trabalho é a criação de indicador e critério prático de mensuração de seus níveis de eficiência¹ de empresas da cadeia produtiva canavieira brasileira.

Adicionalmente, esse trabalho também buscará definir diretrizes para o trabalho de extensão universitária “Levantamentos de Custos de Produção de Cana-de-açúcar, Açúcar, Etanol e Bioeletricidade no Brasil” que há 6 anos realiza levantamento de indicadores da cadeia produtiva sucroenergética brasileira. Esse

¹ O conceito de eficiência será definido no capítulo 2.

trabalho já contou com a participação de 50 alunos de graduação e pós-graduação, bem como, aproximadamente 200 instituições da cadeia produtiva sucroenergético que disponibilizaram seus dados.

1.1 Objetivos

Este trabalho possui o objetivo de desenvolver, aplicar e comparar os resultados de um modelo de mensuração da eficiência técnica, eficiência de escala e eficiência econômica das agroindústrias canavieiras brasileiras. Esse modelo faz uso do banco de dados primários da pesquisa de “Levantamentos de Custos de Produção de Cana-de-açúcar, Açúcar e Etanol: Fechamento da safra 2012/13 no Brasil” o qual dispõe de informações de agroindústrias que responderam por aproximadamente 30% da produção brasileira de açúcar e etanol. Ressalta-se que as atividades de geração dos dados primários foram realizadas como atividades complementares a essa tese. São avaliados no desenvolvimento do modelo as variáveis de quantidades de fatores de produção como terra, matérias-primas e mão-de-obra, as quantidades de produtos finais produzidos e os preços tanto de fatores de produção como de produtos.

As hipóteses que norteiam esse trabalho são as de que as agroindústrias canavieiras brasileiras:

- i. Em termos médios, possuem baixos níveis de eficiência econômica;
- ii. Possuem potencial relevante de ganhos de eficiência técnica;
- iii. Possuem potencial relevante de ganhos de eficiência de escala;
- iv. Possuem diferenças significativas nos níveis de eficiência técnica, eficiência econômica;
- v. Possuem diferenças relevante de eficiência entre diferentes grupos de tecnologia, localização regional e organização corporativa.

1.2 Estrutura do Trabalho

Além desta introdução, esse trabalho é constituído por mais cinco capítulos. O capítulo 2 é composto pela descrição das práticas produtivas no setor sucroenergético brasileiro. O capítulo 3 destaca a revisão de literatura desenvolvida para a contextualização teórica da pesquisa. O capítulo 4 apresenta o modelo analítico, dados e ferramentas utilizados no trabalho. Por fim, os capítulos 5 e 6 contêm os resultados e conclusões do trabalho.

2 CONTEXTUALIZAÇÃO DO SETOR SUCROENERGÉTICO BRASILEIRO

A agroindústria canavieira brasileira está distribuída em aproximadamente 20% dos municípios (IBGE, 2012), emprega 1,18 milhões de trabalhadores (MORAES et al, 2010), ocupa 15% das áreas destinadas a agricultura no país, responde por 2% do Produto Interno Bruto – PIB (NEVES et al, 2009), além de atender a 17,8% da matriz energética do país (BRASIL, 2011).

Segundo levantamento de Brasil (2013), 80,7% das unidades sucroalcooleiras brasileiras estão localizadas no Centro-Sul, enquanto que no Norte/Nordeste encontram-se os demais 19,3% (Tabela 1).

Tabela 1 – Distribuição das unidades sucroenergéticas do Brasil por estado e região

Estado/região	Usinas mistas	Usinas álcool	Usinas açúcar	Total
Paraná	23	7	0	30
Rio Grande do Sul	0	1	0	1
SUL	23	8	0	31
Espírito Santo	3	1	0	4
Minas Gerais	22	17	1	40
Rio de Janeiro	2	2	0	4
São Paulo	129	33	5	167
SUDESTE	156	53	6	215
Goiás	19	18	0	37
Mato Grosso	4	5	0	9
Mato Grosso do Sul	12	10	0	22
CENTRO OESTE	35	33	0	68
CENTRO-SUL	215	93	6	314
Alagoas	19	2	2	23
Bahia	2	4	0	6
Ceará	0	1	0	1
Maranhão	1	3	0	4
Paraíba	2	5	1	8
Pernambuco	15	1	2	18
Piauí	1	0	0	1
Rio Grande do Norte	2	2	0	4
Sergipe	3	2	0	5
NORDESTE	45	20	5	70
Acre	0	1	0	1
Amazonas	1	0	0	1
Pará	1	0	0	1
Rondônia	0	1	0	1
Tocantins	0	1	0	1
NORTE	2	3	0	5
NORTE-NORDESTE	48	22	5	75
BRASIL	261	117	11	389

Fonte: Adaptado de Brasil (2013)

Na região Norte e Nordeste, os estados de Alagoas, Pernambuco e Paraíba são os mais representativos da produção regional, onde estão localizadas 65,3% das agroindústrias da região. Já no Centro-Sul, o estado de São Paulo detém 53,2% da população de usinas da região enquanto Minas Gerais responde por 12,7%, Goiás por 11,8%, Paraná 9,6% e Mato Grosso do Sul, 7%.

A Tabela 2 destaca as taxas de crescimento produção de cana, medida em toneladas, processadas nas agroindústrias de cada um dos principais estados produtores brasileiros supracitados nas últimas duas décadas, período compreendido entre as safras 1993/94 e 2013/14. Também na Tabela 2 apresenta-se as taxas médias de crescimento geométrico anual da produção canavieira de cada estado. Destaca-se na análise dos dados da tabela a expressiva expansão da produção das 2 últimas décadas, com taxas superiores a 10% ao ano, nos estados de Goiás, Mato Grosso do Sul e Minas Gerais. Ou seja, nesses estados o crescimento da produção canavieira tem sido mais de três vezes superior ao crescimento médio da economia brasileira que, segundo o IBGE (2014), foi de 3,7% ao ano no período entre 2003 e 2013. Já os estados de São Paulo e Paraná apresentaram taxas anuais de crescimento ligeiramente superiores ao crescimento da economia brasileira nos últimos dez anos, enquanto os estados de Alagoas, Paraíba e Pernambuco apresentaram taxas de crescimento próxima ou inferior a zero nesse mesmo período.

Tabela 2 - Taxa de crescimento da produção estadual de cana-de-açúcar

UF	Crescimento no período		Crescimento anual	
	2 décadas	1 década	2 décadas	1 década
Goiás	1121%	376%	13,3%	16,9%
Mato Grosso do Sul	1015%	367%	12,8%	16,7%
Minas Gerais	625%	223%	10,4%	12,4%
Paraná	238%	48%	6,3%	4,0%
São Paulo	155%	77%	4,8%	5,9%
Paraíba	162%	3%	4,9%	0,3%
Alagoas	37%	-27%	1,6%	-3,1%
Pernambuco	25%	-11%	1,1%	-1,2%

Fonte: Elaborado pelo autor com base em UNICA (2014)

Marques (2009) define a regionalização dos principais estados produtores de cana no Brasil como destacado na Figura 1. Ao longo desse trabalho seguiremos a definição de Marques (2009) de região “Nordeste”, “Expansão” e “Tradicional”, as quais, respondem por 94,3% da produção nacional da safra 2013/14, conforme cálculos utilizando dados de UNICA (2014). Adicionalmente, as regiões Expansão e

Tradicional serão destacadas em conjunto como região Centro-Sul, a qual responde sozinha por 87,9% da produção canaveira nacional (UNICA, 2014). Como já destacado na Tabela 2, a região “Expansão” é onde são maiores as taxas de crescimento da produção regional, enquanto na região “Tradicional”, particularmente São Paulo, é onde se concentra a produção nacional.

Figura 1 - Regionalização da produção canaveira do Brasil

Fonte: Adaptado de Marques (2009)

A Tabela 3 destaca a produção, área colhida de cana e representatividade do estado de São Paulo em relação a produção brasileira de cana-de-açúcar. Esse destaque é feito, uma vez que o estado tem respondido sozinho por uma produção de cana-de-açúcar maior que a produção de todos os outros estados brasileiros juntos.

Tabela 3 – Participação do estado de São Paulo na produção de cana-de-açúcar, área colhida e número total de usinas de açúcar e etanol do Brasil

Região	Produção (milhões t) ¹	Área colhida (milhões ha) ²	Usinas ³
São Paulo	367,5	5,1	167
Brasil	653,4	9,2	389
% São Paulo do total	56,2%	55,3%	42,9%

Fonte: Elaborado a partir de dados de ¹ UNICA (2014), ² IBGE (2012) e ³ Brasil (2013).

Já Tabela 4 apresenta a distribuição das áreas colhidas e número de usinas no estado de São Paulo, classificada por mesorregião² do estado, destacando também a classificação de “Painel PECEGE”, a qual se refere ao critério de alocação da produção de cada mesorregião de acordo com as principais cidades polo, chamadas de “Painel”, de produção de cana-de-açúcar adotado por PECEGE (2013).

Tabela 4 – Distribuição da área colhida de cana-de-açúcar e número de usinas em cada mesorregião do estado de São Paulo em 2011

Mesorregião	Painel PECEGE	Área colhida (ha)	% da área estadual	Número de usinas
Ribeirão Preto	Sertãozinho	1.300.950	25,7%	34
São José do Rio Preto	Catanduva	870.861	17,2%	28
Bauru	Jaú	607.248	12,0%	18
Araçatuba	Araçatuba	535.229	10,6%	19
Presidente Prudente	Araçatuba	421.485	8,3%	14
Assis	Assis	329.625	6,5%	17
Araraquara	Jaú	327.602	6,5%	10
Piracicaba	Piracicaba	317.969	6,3%	12
Campinas	Piracicaba	224.669	4,4%	10
Itapetininga	Piracicaba	61.699	1,2%	4
Marília	Assis	49.454	1,0%	1
Macro Metropolitana Paulista	Piracicaba	22.469	0,4%	0
Vale do Paraíba Paulista	Piracicaba	1.936	0,0%	0
Litoral Sul Paulista	Piracicaba	9	0,0%	0
Metropolitana de São Paulo	Piracicaba	0	0,0%	0
ESTADO DE SÃO PAULO		5.071.205	100,0%	167

Fonte: Elaborado a partir de dados de Brasil (2013), IBGE (1990, 2012) e PECEGE (2013).

A Tabela 5 a apresenta a produção do estado de São Paulo detalhada por região adotada por PECEGE (2013). As quatro maiores regiões produtores de São Paulo apresentadas na Tabela 5 na safra 2013/14 apresentaram produção maior que o Goiás que segundo UNICA (2014) foi o segundo maior estado produtor nessa safra com produção de 62 milhões de toneladas de cana. Mesmo as regiões de menor produção, como Piracicaba e Assis apresentam produção comparável a importante estados produtores, como Paraná, 4º maior estado produtor que produziu 42 milhões de toneladas, Mato Grosso do Sul, 5º maior estado, que produziu 41 milhões de toneladas e Alagoas, 6º maior estado produtor, que produziu 22 milhões de toneladas.

² Para detalhes sobre o conceito de mesorregião definido pelo IBGE, consulte IBGE (1990).

Tabela 5 – Distribuição da área colhida de cana-de-açúcar e estimativa de produção na safra 2013/14 das regiões do Painei PECEGE do estado de São Paulo.

Painei PECEGE	Área colhida (ha)	% da área estadual	Número de usinas	Estimativa de produção (milhões t)
Sertãozinho	1.300.950	25,7%	34	94,3
Araçatuba	956.714	18,9%	33	69,3
Jaú	934.850	18,4%	28	67,7
Catanduva	870.861	17,2%	28	63,1
Piracicaba	628.751	12,4%	26	45,6
Assis	379.079	7,5%	18	27,5
ESTADO DE SÃO PAULO	5.071.205	100,0%	167	367,5

¹ Estimativa criada pelo produto da coluna % da área estadual e produção total do estado de São Paulo. Fonte: Elaborado a partir de dados de Brasil (2013), IBGE (1990, 2012), PECEGE (2013) e UNICA (2014).

2.1 Processo produtivo do setor sucroenergético³

Marques (2009) destaca que o açúcar consumido pela população mundial, o etanol que abastece os veículos e é utilizado na indústria química, farmacêutica e de bebidas, assim como a bioeletricidade produzida com a queima do bagaço de cana fazem parte dos produtos oriundos da cadeia produtiva sucroenergética. A matéria-prima que possibilita a produção de todos é a cana-de-açúcar, caracterizada pela adaptação a climas quentes, com boas condições de luminosidade, boa disponibilidade de água no período de desenvolvimento e relativa escassez de água no período de maturação. Em resumo, uma planta adaptada a regiões tropicais.

Ainda segundo o autor, pode-se dividir a planta da cana-de-açúcar em duas partes: aérea e subterrânea. A parte aérea é composta por colmos, folhas e inflorescências enquanto a parte subterrânea é composta por raízes. Do colmo se extraem açúcares, água e fibras. A partir dos açúcares são produzidos o açúcar e o etanol. Das fibras, disponibilizadas na forma de bagaço, produz-se energia elétrica. As folhas são geralmente deixadas no solo após o corte. Um desafio tecnológico recente refere-se ao desenvolvimento de sistemas logísticos economicamente competitivos para viabilizar o recolhimento de palha, a fim de utilizá-la na geração de energia elétrica juntamente com o bagaço.

³ Esse tópico é fundamentado no Capítulo 3. Produção da cana, açúcar, álcool e subprodutos de Marques (2009, p. 29 a 51).

Já a parte subterrânea da cana, na maior parte dos casos, é mantida no solo, pois, como é comum em plantas gramíneas, há a rebrota da cana-de-açúcar para formação da soqueira que, por questões de viabilidade econômica, geralmente é cultivada por 5 anos sendo, em seguida, removida para que se possa realizar o replantio de novas plantas na mesma área.

Strum (2012) destaca que a agroindústria canavieira surgiu no Brasil nos primeiros anos da colonização portuguesa durante o século XVI. Em curto espaço de tempo, as atividades canavieiras voltadas à produção de açúcar atingiram papel de destaque econômico, principalmente após o surgimento de centenas de engenhos produtores de açúcar distribuídos ao longo do território brasileiro. O papel de destaque desse setor permanece até os dias atuais.

Um evento histórico para mudanças de posicionamento do setor surgiu com o PROÁLCOOL que, na década de 1970, fomentou evoluções dos processos industriais e comerciais a partir do surgimento do etanol como produto nacionalmente utilizado na forma de aditivo da gasolina, assim como combustível para automóveis substituindo a gasolina. Dessa forma, consolidou-se um segundo tipo de produto na geração de receitas de uma indústria que, por séculos, permaneceu como de produção alimentícia na forma de açúcar e etanol para bebidas. Em anos recentes produção de energia elétrica a partir de bagaço tem se consolidado como uma nova fonte de receita relevante. Uma consequência do aumento de relevância econômica da produção e comercialização de etanol e eletricidade pelas usinas processadoras de cana-de-açúcar, diz respeito a evolução do termo utilizado para a descrição desse setor produtivo. Inicialmente denominado simplesmente como setor açucareiro, a partir do aumento da relevância econômica do etanol ou álcool combustível passa a ser preferencialmente denominado de setor sucroalcooleiro e, recentemente, definido como setor sucroenergético com o objetivo de incorporar a descrição de sua capacidade de geração de energia, seja na forma de etanol, seja na forma de eletricidade. Nesse trabalho se fará o uso do termo setor sucroenergético ou setor canavieiro. O termo setor canavieiro será utilizado quando for necessário a ênfase do papel da etapa de produção agrícola. A Figura 2 destaca a evolução das receitas do etanol, açúcar e bioeletricidade produzido pelo setor sucroenergético brasileiro no período compreendido entre as safras 2002/03 e 2011/12.

Figura 2 - Evolução do faturamento anual dos principais produtos finais do setor sucroenergético brasileiro

Fonte: Elaborado a partir de CEPEA (2014), SOUZA (2012) e UNICA (2014)

*Valores medidos em preços nominais vigente em cada ano

Marques (2009) destaca ainda que, além dos seus três principais produtos, as unidades do setor sucroenergético possuem amplo leque de diversificação de diferentes especificações de açúcar e etanol, assim como de subprodutos. Começando pelo açúcar, há nichos de mercado como açúcar orgânico, açúcar mascavo e açúcar líquido, assim como diferentes classificações de açúcar branco cristal e açúcar refinado, voltadas tanto ao mercado interno e externo quanto para a comercialização no atacado e no varejo. Além disso, há o principal tipo de açúcar produzido, o açúcar VHP, que é um produto menos elaborado, voltado ao uso em reprocessadores e refinadoras de açúcar no mercado externo. No caso do etanol, o principal mercado é como combustível automotivo na forma de combustível puro, caso do etanol hidratado, ou do etanol anidro como aditivo a gasolina. Além disso, há produção de etanol voltada a fins específicos, como: indústrias químicas, de bebidas, de perfumes, de produtos de higiene e as álcoolquímicas.

A diversidade de subprodutos ou produtos semi-processados com potencial comercial também é grande. Há caso de méis, xaropes, leveduras, bagaço, briquetes, compostos orgânicos, adubo concentrado, óleo fusel, entre outros. O mercado consumidor dessa produção é também bastante diversificado. Há, desde o mercado de varejo de alimentos, combustíveis, produtos agrícolas e de alimentação animal, até

a integração com produtores rurais, indústrias alimentícias, químicas, de ração animal e outras unidades do setor sucroenergético.

De forma sintética, serão detalhados os processos produtivos da cana-de-açúcar, assim como seu processamento para produção de açúcar, etanol, eletricidade e diferentes subprodutos.

2.1.1 Processo produtivo da cana-açúcar

Em sua forma de organização produtiva típica, a agroindústria sucroenergética tanto compra uma parte da cana-de-açúcar que utiliza para processamento, como produz a matéria-prima em áreas agrícolas de sua propriedade ou arrendadas de terceiros. PECEGE (2013) destaca que, no ciclo produtivo canavieiro compreendido entre as safras 2007/08 e 2012/13, 63,3% da produção de cana na região Tradicional foi produzida pelas próprias agroindústrias. Na região de Expansão a proporção foi de 76% e no Nordeste de 63%. Ou seja, a maior parte da cana-de-açúcar no Brasil é produzida pelas agroindústrias e não por fazendeiros.

Câmara (2006, apud Marques 2009) destaca que o cultivo da cana-de-açúcar inicia-se com o estágio de produção chamado de preparo do solo. Em função da variabilidade de condições do terreno, tipo de solo, regime de chuvas, disponibilidade de máquinas e implementos, há uma opção diferenciada para organização do preparo do solo. As operações agrícolas mais usuais, em ordem sequencial, são: dessecação, subsolagem, gradagem, calagem, gessagem, sistematização do terreno e estradas. Essas operações possuem como objetivos principais eliminar a vegetação ou cultura agrícola anteriormente existente na área, corrigir a acidez do solo e uniformizar as condições de terreno para tornar mais eficiente o uso das máquinas agrícolas.

O plantio é o primeiro estágio após o preparo de solo. Ele é realizado quando se planta cana pela primeira vez em uma área ou quando ocorrem vantagens econômicas em renovar um canavial já existente, de forma a interromper a tendência de queda de produtividade da cana a medida que há o seu envelhecimento⁴.

O plantio de cana acompanha o ciclo de produção da cultura, uma vez que as mudas utilizadas no plantio, tipicamente são produzidas no próprio canavial que está em produção. De acordo com PECEGE (2013), no sistema de plantio de cana mais comum no Brasil, cada unidade de área plantada demanda 20% da produção anual

⁴ Detalhes sobre essa análise podem ser encontrados em Barata (1992).

média de uma outra unidade da mesma agroindústria. Ou seja, há movimentação de volumes substanciais de mudas, geralmente de 16 toneladas para cada hectare de área plantado. Como o armazenamento de mudas de cana não é economicamente viável em grandes escalas, as operações de plantio ocorrem de forma simultânea e sequencial ao processo de colheita de mudas, uma vez que, para cada hectare plantado, são necessárias duas viagens de equipamentos agrícolas transportando as mudas entre a área de produção e a área de plantio. Em função das exigências em cuidados técnicos e sanitários, assim como maior necessidade de controle de qualidade, as operações agrícolas de plantio foram as últimas a serem realizadas mecanicamente. Apenas recentemente, como destaca a Figura 3, o sistema de plantio mecanizado passou a ser predominante na região Centro-Sul do Brasil.

Figura 3 - Evolução da participação de plantio mecanizado da cana produzida por usinas da região Centro-Sul, 2007/08 – 2012/13 (em %)

Fonte: Adaptado de Nyko et al (2013)

Destaca-se que na região Nordeste, em função da ocorrência predominante de ambientes de produção mais restritivos que na região Centro-Sul, principalmente em função do relevo acidentado e dos regimes de chuvas mais irregulares, o sistema de produção das agroindústrias canavieiras tem se mantido com escalas de produção menores que a média nacional. Dessa forma, a região tem observado maior dificuldade na adoção de novas tecnologias de mecanização. Segundo dados das

pesquisas do PECEGE (2013) nenhuma usina da região fez uso de plantio mecanizado, em áreas de produção comercial, na safra 2012/13 ou em safras anteriores.

É durante o estágio de plantio que se consome o maior montante de insumos agrícolas, pois a maior aplicação de fertilizantes é feita durante esse estágio. Após o plantio, inicia-se o estágio de tratos culturais que possui a finalidade de proporcionar melhores condições para o desenvolvimento da cana, geralmente por um período de 12 meses. Algumas operações agrícolas realizadas durante esse estágio são: adubações complementares, aplicação de defensivos químicos e biológicos, irrigação ou fertirrigação (feito com o resíduo da produção de etanol chamado de vinhaça), e manutenção de terreno para otimizar a operação das máquinas agrícolas.

O estágio de tratos culturais é repetido anualmente após a colheita da cana e só é interrompido quando a área de produção é renovada com um novo plantio de cana. Em geral, os tratos culturais logo após o plantio da cana são mais intensivos, uma vez que possuem o objetivo de garantir a sobrevivência da planta em um período em que ela ainda se encontra mais susceptível às condições adversas tais como seca, doenças e pragas. O estágio de produção entre o plantio e a primeira colheita da área agrícola com cana é chamado de “tratos culturais de cana planta”. Após a primeira colheita, repetem-se, a cada ano, as operações agrícolas de tratos culturais de cana soca, ou seja, as operações em áreas de soqueira, que é o nome dado às áreas de cana que já foram cortadas uma vez após seu plantio mais recente.

Para a realização dos tratos de cana da soqueira, o foco dos cuidados com a cana é evitar a perda de vitalidade a medida natural com o envelhecimento da planta. Ou seja, além da prevenção a doenças, há novas operações de aplicação de fertilizantes, além do cuidado na aplicação de irrigação e fertirrigação para evitar alta taxa de mortandade das plantas durante o período de seca, típico do clima da região Centro-Sul do Brasil durante o outono e inverno.

O último estágio de produção do canavial refere-se as operações para a colheita da cana e sua retirada do campo para envio a indústria para processamento. Tipicamente esse estágio ficou conhecido no Brasil como CCT, sigla criada usando as iniciais dos nomes das operações comuns no século XX para o sistema de produção com colheita manual de cana: o corte, o carregamento e o transporte. Com a mecanização da operação de colheita o processo de carregamento foi eliminado, uma vez que as colhedoras mecânicas já armazenam a cana colhida em

equipamentos para o transporte de cana em campo, os chamados transbordos que levam a cana até o ponto de concentração de carga mais próximo, onde a cana é transbordada para um caminhão de cana de alta capacidade. Geralmente, após acumular a carga de 4 transbordos, o caminhão leva a cana para a indústria⁵.

Mesmo com a intensificação recente do processo de mecanização de colheita (Figura 4), a sigla CCT prevalece como a mais comumente utilizada para designar esse estágio de produção. Recentemente, tem sido também usual a utilização do termo CTT, em que a letra inicial da operação de transbordo substitui a letra da operação de carregamento. A maior parte dos esforços de gestão da produção agrícola tem sido dada a esse estágio que, segundo PECEGE (2013) consome quase um terço de todos recursos financeiros necessários para a produção de cana.

Figura 4 - Evolução da participação de colheita mecanizada da cana produzida pelas usinas na região Centro-Sul, 2005/06 – 2012/13 (em %)

Fonte: Adaptado de Nyko et al (2013)

Na região Nordeste, a colheita mecanizada também se mantém incipiente. Segundo PECEGE (2013), apenas 13% da cana produzida pelas usinas da região foi colhida mecanicamente na safra 2013/13, enquanto nenhuma cana de fazendeiros produtores de cana-de-açúcar foi colhida dessa forma na mesma safra.

⁵ Detalhes desse processo são destacados em Silva (2006).

2.1.2 Processo Produtivo Industrial de processamento da cana-de-açúcar

Após o caminhão canavieiro chegar a indústria, as operações iniciais do processamento industrial referem-se a retirada da cana do caminhão, sua limpeza para eliminação de impurezas e a organização para que a matéria-prima entre nas esteiras responsáveis pelo transporte ao longo da indústria. Apesar de serem processos aparentemente simples, uma agroindústria brasileira típica, segundo PECEGE (2013), processa o equivalente a 2,4 milhões de tonelada de cana ao longo de 250 dias do ano safra. O montante de cana movimentado na recepção ao longo da safra equivale a aproximadamente 400 toneladas a cada hora, ou seja, o equivalente ao volume descarregado de 6 caminhões canavieiros.

Uma ilustração para dar a dimensão da quantidade de cana movimentada na recepção de uma agroindústria atualmente pode ser feita com uma comparação com as informações históricas de Strum (2012) sobre a produção típica de um engenho canavieiro brasileiro do final do século XVII. Após comparar as estimativas e descrições de diversos autores, Strum (2012) estimou a produção desse engenho em 60 toneladas de açúcar por safra. Para transformar essa produção de açúcar a partir da cana, considera-se a hipótese de que a produtividade da transformação da cana em açúcar no século XVII equivale a 15% da atual, ou seja, usando dados do levantamento de PECEGE (2013) sobre a safra 2012, estima-se a produtividade do século XVII em 20 quilogramas de açúcar por tonelada de cana. Considerando essa produtividade, o processamento anual dos engenhos no período colonial seria de 3.000 toneladas por safra. Em outras palavras, em aproximadamente um turno de trabalho de 8 horas, uma agroindústria atual processa o mesmo que os maiores empreendimentos de transformação de matérias-primas agrícolas do início da colonização brasileira. Vale destacar que, segundo Strum (2012), os engenhos do século XVI empregavam centenas de trabalhadores no processamento da cana.

Após o esforço mecânico de movimentação da cana na recepção das agroindústrias é iniciado o processo de limpeza para a remoção de impurezas que prejudicam o processamento industrial, como terra, pedras e palha de cana. O processo de limpeza da cana é feito por separação mecânica utilizando vibração e fluxos de ar na cana para, em seguida, haver a entrada da cana nas esteiras.

Segundo Paiva (2006), o primeiro processo de transformação da cana é o que consome a maior quantidade de energia para o processamento da cana; refere-se à

transformação dos pedaços de cana em pequenos pedaços de fibras que, em seguida, são prensados mecanicamente para se realizar a separação dos líquidos da cana, ricos em açúcares, das fibras sólidas. Durante esse processo de separação, utiliza-se, aproximadamente, a mesma proporção de quantidades de água e cana, o que origina dois produtos intermediários: o caldo de cana e o bagaço. O caldo de cana é tratado para eliminar impurezas e é, em seguida, concentrado; ou seja, retira-se o excesso de água para que se possa iniciar de forma mais fácil a recuperação dos açúcares presentes no caldo nos processos de fabricação de açúcar e de transformação dos açúcares em etanol.

O bagaço, por sua vez, será usado como combustível necessário para geração de energia elétrica, térmica e mecânica em toda a indústria. Segundo Marques (2009), o processo é iniciado com a captação e tratamento de água, sua transformação em vapor a partir da transferência do calor específico de combustão do bagaço à água e da conversão desse vapor em eletricidade a partir das transformações da energia cinética do vapor em energia mecânica utilizada no gerador elétrico para produção de eletricidade. Os três produtos: água, vapor e eletricidade são insumos essenciais na utilização das operações de processamento de cana, sendo os dois primeiros utilizados em um circuito de realimentação que, depois de utilizados no processamento de cana, são retornados às operações de tratamento de água e tratamento de vapor.

Fernandes (2003) destaca que durante todo o processo industrial há a realização de atividades contínuas de mensuração e análises realizadas em laboratórios de medições, de quantidades, e de controle de qualidade do processo industrial como: medição de qualidade de matéria-prima e eficiência de processos.

A etapa específica de fabricação de açúcar refere-se a um processo recursivo de cozimento, centrifugação e secagem do açúcar. Esses processos são organizados para concentrar o caldo de forma que os cristais de sacarose, que darão origem ao produto final açúcar, comecem a se precipitar, ou seja, separarem-se do caldo. A separação dos cristais é facilitada pela centrifugação e, em seguida, a qualidade do açúcar é controlada com a retirada de umidade. O processo de fabricação do açúcar é recursivo para que se possa manter um controle de qualidade do tamanho, coloração, impurezas e umidade dos cristais de açúcar gerados ao mesmo tempo, o que otimiza seus custos de operação. Também durante a fabricação de açúcar se

produz o subproduto chamado de mel residual, ou simplesmente mel. O mel é rico em concentração de açúcares que não foram precipitados como cristais de açúcar, entretanto, a retirada dos açúcares presentes no mel apresenta taxas de produtividade decrescentes a medida que ele se torna menos concentrado em açúcares.

Marques (2009) destaca que nas configurações industriais brasileiras típicas, onde se produz tanto açúcar como etanol, o mel é misturado ao caldo de cana concentrado para se iniciar a produção de etanol. Essa opção de uso do mel é interessante pois a produtividade dos processos de produção do etanol pouco dependem do nível de açúcares presentes no mel. Além disso, alguns açúcares presentes no mel são os chamados açúcares redutores (vide detalhes em Fernandes, 2003) os quais, em função dos seus arranjos moleculares, não conseguem se cristalizar apenas seguindo o processo de fabricação de açúcar das usinas brasileiras. São dois os processos fundamentais da fabricação de etanol: a fermentação, ou seja, a transformação de açúcares em etanol, e a destilação com objetivo de separar a mistura de etanol e água gerada no processo anterior. Marques (2009) ressalta que a fábrica de açúcar pode ser classificada como uma indústria de extração, uma vez que o açúcar é produzido pela natureza, sendo apenas concentrado durante o processo. Já a produção de etanol pode ser classificada como uma indústria de transformação, pois o produto final será obtido através da fermentação biológica feita por leveduras que, para obter a energia necessária para a manutenção do seu metabolismo, transformam açúcares em etanol.

Durante o processo de extração do açúcar e transformação do etanol, uma atividade recorrente para controle do processo refere-se a mensuração e controle de perdas e eficiências industriais que ocorrem em função da perda de açúcares da cana. As perdas podem ser físicas como na: recepção, resíduos de açúcares presentes no bagaço, sólidos retirados como impurezas do caldo, etanol retirado junto com a água no processo de destilação e açúcar retirado com a água no processo de secagem. Além disso, pode haver a degradação de moléculas dos cristais de açúcar nos processos de evaporação ou cozimento, por exemplo. Há também perdas industriais importantes durante a fermentação e destilação para produção de etanol.

Além das perdas industriais, Fernandes (2003) destaca a importância da mensuração da qualidade da cana-de-açúcar para o controle de qualidade e eficiência industrial. Fernandes destaca os 4 principais parâmetros de qualidades que são:

- *PC da cana*: porcentagem aparente de sacarose, em peso, contida na cana. Significa a medida da quantidade de açúcares da cana que podem ser diretamente cristalizados para se tornarem o produto final açúcar. A época de colheita, variedade de cana e condições climáticas interferem diretamente na definição do teor desse parâmetro;
- *Pureza da cana*: é a porcentagem de sacarose contida nos sólidos solúveis totais da cana, sendo que quanto maior a pureza (porcentagem de sacarose), melhor é a qualidade da matéria-prima;
- *Fibra*: Fração dos colmos de cana insolúvel em água. A fibra da cana interfere na eficiência da extração pela moenda, sendo que quanto maior a quantidade de fibra, menor a eficiência de extração;
- *ART – Açúcares Redutores Totais*: Representa a quantidade total de açúcares da cana (sacarose, glicose e frutose). O conhecimento do ART é importante para avaliação da qualidade da matéria-prima.

Um último parâmetro de especificação comercial de matéria-prima, é:

- *ATR – Açúcares Totais Recuperáveis*: Representa a quantidade total de açúcares da cana considerados para o pagamento dessa matéria-prima. O cálculo do ATR é realizado pela mensuração do ART descontado de uma porcentagem pré-definida do ART perdido no processamento da cana-de-açúcar. A porcentagem de perdas é atribuída pelo CONSECANA (Conselho dos Produtores de Cana-de-Açúcar, Açúcar e Álcool) de cada estado de forma a representar os resultados médios da tecnologia industrial de recuperação de ART das usinas de cada estado. Na safra 2012/13 o valor das perdas utilizado pelo CONSECANA-SP foi de 8,5%, ou seja, o ATR é calculado como o valor resultante de 91,5% do ART medido. Destaca-se que as perdas de destilação e fermentação não são consideradas como parte das perdas industriais de 8,5%, uma vez que elas podem variar com a proporção do total do ART da cana-de-açúcar processada que é destinado a produção de etanol.

A Figura 5 ilustra a etapa de processamento industrial da cana da planta industrial da Companhia Energética Santa Elisa. Nesta figura, destaca-se o fluxograma esquemático dos processos de produção descritos nesta seção.

Figura 5 - Fluxograma do processamento industrial típico de cana no Brasil

Fonte: Santa Elisa (2005 apud Paiva, 2005)

3 ANÁLISE DE EFICIÊNCIA

Nesse capítulo serão apresentadas as teorias que fundamentam o conceito de eficiência das firmas, assim como os métodos usados para sua mensuração.

Como destaca Shirota (1996), eficiência é um conceito fundamental da teoria neoclássica, podendo a sua importância ser analisada de diferentes formas. Do ponto de vista de uma firma, a eficiência é importante para a determinação de viabilidade⁶. Em um nível mais agregado, eficiência está relacionada ao problema de alocação ideal de recursos.

Ainda segundo Shirota (1996), em um ambiente de mercado de competição, espera-se que firmas ineficientes sejam retiradas do mercado por firmas mais eficientes e, no longo prazo, apenas as firmas eficientes prosperem. Portanto, para o tomador de decisão de uma firma é importante saber o nível de eficiência relativa de sua firma em relação a outras no mercado e a fronteira de possibilidades de produção. Por outro lado, em níveis agregados, do ponto de vista social, uma alocação não ótima de recursos gera perdas de bem estar do mercado. Ou seja, uma sociedade consome mais recursos para a geração de sua produção final do que seria tecnicamente necessário.

O autor ressalta que ambos os pontos descritos são relacionados a conceitos que levantam dúvidas sobre o postulado de comportamento de maximização assumido pela teoria microeconômica neoclássica. Sob condições de competição perfeita, a teoria neoclássica não pode explicar a existência de ineficiências de longo prazo. Dessa forma, assume-se implicitamente que a firma possui um comportamento de maximização utilizando toda a possibilidade de ganhos permitidas pelas suas restrições. A violação dessa premissa teórica implica em maiores custos econômicos, ou seja, um comportamento não racional sob condições de otimização. Entretanto, devido as complexidades das relações econômicas, em muitas instâncias as unidades econômicas não conseguem utilizar todas as possibilidades oferecidas pelo mercado. Além disso, seu comportamento no mercado não é sempre racional. Logo, nesses casos, as firmas podem não operar na fronteira de possibilidade de produção como pressuposto pela teoria.

⁶ Uma firma é definida como viável se não houver outro conjunto de firmas com diferentes escalas e mix de produção que possa produzir os mesmos produtos a custos mais baixos considerando possíveis ajustes de economias de escala (Berger et al. 1987 apud Shirota, 1996).

O próximo tópico trata da definição econômica dada ao conceito de eficiência.

3.1 Eficiência Técnica, de Escala e Econômica

Segundo Delgado e Machado (2007), a eficiência econômica pretende alcançar o produto máximo, a partir de um determinado volume de recursos. Ou então, estabelecida uma meta para o produto, como consegui-la com um gasto mínimo. Para se medir a eficiência, é importante a definição teórica da função de produção ou a fronteira de eficiência.

A história da mensuração de eficiência foi iniciada com Farrel (1957) que, baseando-se nos trabalhos teóricos de Debreu (1951), definiu uma forma prática para mensuração da eficiência. O autor propôs uma mensuração de eficiência relativa em que cada unidade de produção é comparada às outras unidades de um conjunto. Dessa maneira, a eficiência de cada unidade de produção corresponde a uma proporção em relação àquelas unidades consideradas eficientes. Farrel (1957) apresentou ainda os conceitos de divisão de eficiência de uma firma em duas componentes: a eficiência técnica e a eficiência de preço, atualmente definida como eficiência de alocação (Coelli, 1995). A primeira reflete a habilidade da firma em maximizar sua produção, dados seus insumos; enquanto a segunda reflete a habilidade de uma firma em usar os insumos em proporções ótimas para seus níveis de preços, minimizando seus custos. Ambas eficiências são medidas em escala entre 0 e 1 e, quando combinadas, definem a eficiência econômica da firma.

A Figura 6 é a representação teórica originalmente apresentada por Farrel (1957) para definir a termo eficiência assumindo-se a hipótese de que a função de produção e suas isoquantas são conhecidas. As variáveis x e y representam a quantidade de dois insumos usados para produção de uma unidade de produto. A função de produção foi assumida com retornos constantes de escala e sua isoquanta representada pela curva SS' . Os pontos P e Q representam duas possíveis firmas com igual proporção de uso de insumos. Entretanto, apenas Q está em um nível de produção de eficiência técnica, pois encontra-se na curva SS' , já o ponto P , por consumir uma quantidade superior de insumos para realizar a mesma produção, não representa uma firma eficiente. Farrel (1957) define a razão entre o consumo da empresa eficiente e a empresa não eficiente, ou seja, OQ/OP como a medida de eficiência técnica.

Ainda segundo Farrel (1957), a mensuração da eficiência alocativa é feita de forma semelhante a eficiência técnica. Inicialmente se define o ponto de mínimo custo da produção, o qual refere-se ao ponto em que a taxa marginal de substituição técnica se iguala à razão dos preços dos insumos representada pela reta AA' (ponto Q' da Figura 6). Para a firma representada por Q alcançar o mesmo nível de custo, seus insumos devem se reorganizar para a proporção apresentada no ponto Q' . Dessa forma, a eficiência alocativa é definida pela relação OR/OQ . Observe que esse é também o mesmo nível de eficiência alocativa do ponto P , uma vez que sua medida de eficiência técnica definiu o ponto Q como o ponto de projeção de P na isoquanta.

Figura 6 – Definição teórica de eficiência técnica e eficiência econômica

Fonte: Farrel (1957)

Argumentando sobre a dificuldade prática em se definir uma função de produção adequada para sistemas de produção complexos e representativos de toda uma cadeia industrial, Farrel (1957) propôs uma mensuração dos conceitos de cálculo de eficiência anteriormente definidos utilizando uma isoquanta da função de produção estimada a partir dos dados amostrais, como representado na Figura 7.

A proposta de mensuração da eficiência técnica tornou-se então um procedimento computacional em que se testava quais pontos constituíam a isoquanta e qual par de pontos definiria o seguimento de reta sobre a qual cada ponto não eficiente definiria sua projeção em relação ao ponto de origem O . A eficiência técnica é estimada como o valor máximo da relação entre a distância geométrica entre o ponto de projeção de um ponto ineficiente na isoquanta e o ponto de origem e a distância

entre esse próprio ponto e a origem. Assumindo as hipóteses teóricas de isoquanta da função de produção convexa e com inclinação não positiva, Farrel (1957) apresentou uma versão generalizada para a medição de eficiência para o caso da produção de múltiplos produtos e múltiplos insumos. Farrel e Fieldhouse (1962) generalizaram o método para o cálculo de eficiência para casos de funções de produção com retornos crescentes a escala. Entretanto a formulação teórica completa e os procedimentos formalizados de cálculo do conceito de retornos variáveis de escala para múltiplos insumos e produtos, o que deu origem ao conceito de eficiência de escala, foram apresentados por Forsund e Hjalmarsson (1979).

Figura 7 – Representação da definição da isoquanta de uma função de produção

Fonte: Farrel (1957)

A eficiência técnica anteriormente medida em relação a fronteira de retornos constantes de escala, agora pode ser dividida em duas componentes. A primeira referente a eficiência de escala (EE) e a segunda referente a eficiência técnica “pura” (ETP).

O conceito matemático não é trivial e a Figura 8 será usada para ilustrar o conceito da decomposição da eficiência técnica chamada de eficiência técnica geral (ETG) em ETP e EE. O exemplo é simplificado para que uma única variável de entrada defina uma saída única. Considerando essas hipóteses, a fronteira de produção de uma função com retornos constantes, a escala (RCE) é uma função linear constante. Já a fronteira representativa de uma função com retornos variáveis à escala (RVE) é composta por seguimentos de reta que formam uma conexão convexa entre os diferentes pontos representativos da combinação de quantidade de fatores de produção utilizadas por cada uma das firmas avaliadas.

. Os casos de RCE e RVE são detalhados da seguinte forma: a fronteira do RCE é representada pela reta $0BN$ e a fronteira RVE é representado pelo polígono $GABCD$. A firma que está fora da fronteira de produção, ou seja, não eficiente, é representada pelo ponto Z . A eficiência técnica de qualquer ponto interior, tal como Z , é intuitivamente medida pela distância entre esse ponto Z e a fronteira. A eficiência técnica do ponto Z é dada pela razão entre PZ e PN , no caso, RCE, entre PZ e PM , no caso, RVE. Já a eficiência de escala é dada pela razão entre PM e PN . Finalmente, para a firma na fronteira de produção, tal como indicado por B , a medida da eficiência técnica tanto para RCE como RVE é idêntica.

Figura 8 – Decomposição da Eficiência Geral de Produção em Eficiência Pura de Produção e Eficiência de Escala para o caso de uma entrada e uma saída

Fonte: Elaborado pelo autor com base em Kumar e Arora (2012)

A forma de mensuração de eficiência, originalmente apresentada por Farrell (1957), é a abordagem de cálculo atualmente definida na literatura como orientação-insumo, na qual a avaliação de eficiência feita pela análise de mínimo uso de insumos mantendo a produção fixa. Além dessa abordagem, eficiência também pode ser definida pela orientação-produção, medida como a busca da máxima produção para uma quantidade fixa de insumos (Coelli, 1995). Delgado e Machado (2007) utilizam a nomenclatura “Farrell eficiência” para definir a abordagem de eficiência orientada a insumos e “Shepard eficiência” para definir a mensuração orientada a produção.

As medidas de mensuração de eficiência são equivalentes. Entretanto, como destacaram Fare e Lovell (1978), os valores de eficiências só serão iguais nos casos em que se assume funções de produção com retornos constantes a escala. Esses mesmos autores contribuíram com o desenvolvimento teórico de generalizações das análises das mensurações propostas por Farrel (1957) para caso de funções de produção menos restritas. Porcelli (2009) destaca que as definições de mensuração de eficiência de Farrel (1957) são uma forma recíproca de funções de distâncias e que, portanto, satisfazem as seguintes propriedades: i) homogeneidade de grau um nos insumos e produtos, ii) monotonicidade fraca nos insumos e produtos; iii) invariante em relação a unidade de medida.

Nesse tópico foram definidos alguns dos conceitos mais gerais da mensuração de eficiência apresentados originalmente propostos por Farrel (1957), apoiados nos conceitos de Debreu (1951) e Koopmans (1951). No próximo tópico serão apresentadas as principais técnicas de mensuração de eficiência.

3.2 Técnicas de mensuração de Eficiência

Shirota (1996), assim como Coelli (1995), destaca que a teoria microeconômica é rica em funções de “fronteira” tais como: função de máximo de uma função de produção que considera diferentes limitações de recursos, ou uma função de mínimo de uma função custo considerando diferentes valores de preços de insumos e quantidades de produção. Segundo Shirota (1996), os principais métodos desenvolvidos para mensuração empírica das funções de fronteira são divididos em dois grupos: os determinísticos e os estocásticos. Cada um desses grupos de métodos pode ser sub-divididos em dois outros grupos: paramétricos e não paramétricos. Dessa forma, é possível definir quatro grupos de possíveis métodos de estimação de fronteiras.

Como explica Battese (1992), o que define a divisão entre métodos determinísticos e estocásticos é a incorporação de um componente de erro aleatório na estimação das funções. A proposta original de Farrel (1957), por exemplo, é uma abordagem de cálculo exato que não incorpora componente de erro aleatório em sua formulação, logo é um exemplo de método determinístico de mensuração de eficiência.

Aigner e Chu (1968) especificaram a primeira formulação de eficiência pelo método paramétrico. Segundo Afrait (1972), a abordagem dos autores anteriores foi

paramétrica, pois para a criação da função de produção foram estimados parâmetros de forma a obedecer a fórmula funcional proposta por uma função do tipo Cobb-Douglas. Segundo Battese (1992), a formulação de Aigner e Chu (1968) foi considerada determinística porque a produção da firma era definida por uma função de produção que não era estimada utilizando componente de erro aleatório. Apesar do artigo discutir diferentes propostas de estimação da função de produção, o foco maior ficou nas formulações de programação matemática exata que utilizavam procedimentos de cálculo, de programação linear e de programação quadrática, os quais não assumem erros aleatórios em sua formulação.

Entretanto os primeiros passos para mensuração de eficiência por meio de uso de métodos estocásticos foram dados exatamente por Aigner e Chu (1968), que abriram a discussão da mensuração da eficiência a partir da incorporação de um componente de desvio entre a produção efetivamente realizada pela firma e a função potencial ou fronteira de produção. Battese (1992) destaca que a formulação original de Aigner e Chu (1968) motivou Afraid (1972) a desenvolver uma versão mais generalizada para a proposição de fronteiras de produção determinísticas utilizando a notação apresentada na equação (1). Nessa equação, o $\ln(y_i)$ representa o logaritmo da produção de uma firma i cuja função de produção é definida pela função $F(x_i; \beta)$ e um desvio μ_i . A interpretação da teoria microeconômica para o desvio μ_i seria ineficiência, ou seja, o desvio aleatório da produção real da firma em relação a produção teoricamente esperada pela $F(x_i; \beta)$. Para que a mensuração de eficiência, dado pela função exponencial ($e^{-\mu_i}$) ficasse entre os valores 0 e 1, os desvios aleatórios μ_i foram limitados a valores não negativos.

$$\ln(y_i) = F(x_i; \beta) - \mu_i \quad (1)$$

Coelli (1995) destaca que, apesar das características de funções de otimização, os trabalhos empíricos de análises econômicas têm sido dominados por regressões de mínimos quadrados ordinários (MQO) e suas variações. O MQO define a função de melhor ajuste a tendência central de uma amostra de dados e não uma tendência de limite superior ou inferior sobre a amostra de dados, como seria apropriado para uma função de fronteira. O pressuposto das técnicas de MQO é que a função de produção é estimada como o ajuste ideal para os pontos médios da distribuição da variável dependente. Ou seja, a estimativa da função de produção

pressupõe que o ajustamento correto dessa função passa pela média condicionada da produção e seus insumos, representado matematicamente como $E(Y|X)$. Ocorre, então, que o nível de produto observado pode estar tanto acima quanto abaixo da função. Implicitamente, esses modelos supõem que, em média, as observações são eficientes, ou seja, situam-se sobre a fronteira. Para análise microeconômica de firmas é razoável supor que uma ineficiência pode permanecer por um determinado período de tempo, mas não a longo prazo. Segundo os autores o procedimento de mensuração paramétrica de Aigner e Chu (1968) estabeleceu a distribuição dos erros como uma normal truncada de erros não-negativos. Essa proposição inicial, após as incorporações teóricas sobre estimação de Afraid (1972) – comentadas a cima – foram aprimoradas por Schmidt (1976) e, em seguida, usadas por Aigner, Lovell e Schmidt (1977) e Meeusen e Broeck (1977) que, em trabalhos independentes, propuseram o desenvolvimento teórico do que é hoje conhecido como técnica das fronteiras estocásticas, ou seja, um método paramétrico e estocástico para mensuração de eficiência.

O conceito geral do método consiste em decompor o erro aleatório ilustrado na equação (1) em duas partes: erros normais (v_i) e erros não-negativos (μ_i), como ilustra a equação (2).

$$\ln(y_i) = F(x_i; \beta) + v_i - \mu_i \quad (2)$$

Aigner, Lovell e Schmidt (1977) destacam que a decomposição dos erros facilita tanto na estimação como na interpretação da fronteira. O erro não-negativo (μ_i) reflete o fato de que a produção de cada firma pode ser maior ou igual a fronteira de produção representada pela função $F(x_i; \beta) + v_i$. Esse erro resulta de fatores sob o controle da firma, tais como ineficiência técnica ou econômica, ou a vontade e esforço do produtor e seus funcionários e até mesmo desvios esperados dos fatores de produção. E, ao mesmo tempo, a fronteira de produção pode ser aleatória entre as firmas em um mesmo período de tempo ou entre uma mesma firma em períodos diferentes. Nessa interpretação a fronteira de produção é estocástica, com erro aleatório v_i como resultado de eventos externos positivos ou negativos, tais como, clima, performance de máquinas, etc. A técnica utilizada por Aigner, Lovell e Schmidt (1977) para a estimação dos parâmetros da fronteira estocástica foi a de máxima verossimilhança. Delgado (2008) destaca como principal referência para o

desenvolvimento de trabalhos sobre eficiência estocástica o trabalho de Greene (1993). Outra excelente referência sobre a aplicação do método de fronteiras estocásticas para análise em economia agrícola é o trabalho de Battese (1992).

Em função do desenvolvimento teórico das técnicas de estimação de parâmetros, assim como das ferramentas computacionais, hoje o método de fronteiras estocásticas é o principal método paramétrico e estocástico de mensuração de eficiência, enquanto os métodos paramétricos e determinísticos foram superados.

Apesar dos grandes avanços teóricos, algumas críticas fundamentais dos métodos paramétricos destacadas por Afrait (1972) ainda persistem. A principal delas, do ponto de vista empírico, refere-se a dificuldade na estimação de funções de produção conjunta, ou seja, em que mais de um produto é produzido ao mesmo tempo. Coelli (1995) destaca que esse problema é mais severo quando não é possível construir mensurações agregadas das diferentes produções. Uma crítica teórica adicionada por Battese (1992) refere-se à necessidade de definição de uma hipótese inicial sobre a distribuição do erro aleatório u_i .

Para os casos que não podem ser adequadamente atendidos pelo método de fronteiras estocásticas, ainda há a possibilidade de mensuração de eficiência via análises não-paramétricas. Esses métodos, inclusive, tem sido um campo de pesquisa acadêmico bastante ativo tanto no campo da pesquisa operacional como de análises econômicas (COOK E SEIFORD, 2009; LIU ET AL, 2013a, 2013b). Os mesmos autores destacam que a razão fundamental para isso é o desenvolvimento e contínuo aprimoramento da técnica da análise da envoltória de dados, mais conhecida como DEA, uma abreviação do termo em inglês *data envelopment analysis*, que será apresentada em detalhes no próximo tópico.

3.3 Método DEA: *Data Envelopment Analysis*

O método DEA foi desenvolvido por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) inicialmente como um procedimento para a análise da eficiência de setores públicos, focando o interesse do gestor público na hierarquização de unidades de análise por determinado conjunto de insumos e produtos. O procedimento utilizado pela DEA para a estimação de uma fronteira de eficiência segue essencialmente as propostas teóricas apresentadas por Farrell (1957), organizadas em uma fundamentação teórica matemática mais rigorosa e utilizando o método de resolução via programação linear.

Diversos autores, entre eles Mello et al (2005), destacam que a grande vantagem dos modelos DEA são sua grande flexibilidade uma vez que, por serem não paramétricos, não implicam nenhuma forma funcional *a priori* para a mensuração da fronteira. O DEA, via maximização nos níveis de eficiência, capta os pontos de melhores práticas existentes nas organizações produtivas e fornecem uma mensuração empírica da eficiência de cada instituição analisada.

O DEA é utilizado para avaliar a eficiência relativa de um conjunto de entidades comparáveis, as quais foram definidas por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) como unidades de tomada de decisão (DMUs, sigla derivada do termo em inglês *Decision Making Units*), que executam a mesma função ao transformar múltiplas entradas em saídas.

Zhou et al. (2008) destacam que, desde seu surgimento, o DEA cresceu rapidamente em um campo proveitoso, em que pesquisadores da área de pesquisa operacional, economistas e especialistas de diversas áreas de aplicação têm desempenhado as suas respectivas funções.

Delgado (2008) destaca que o DEA está fundamentado teoricamente nos pressupostos fracos da teoria da produção e pode aplicar mais de um produto ao mesmo tempo em uma estimação. As desvantagens do modelo advêm também de sua não-parametricidade: a convergência é lenta, o que para pequenas amostras pode ser um fator limitador, já que os indicadores a serem obtidos poderão ser inconsistentes. Também por esse motivo, os modelos possuem um limite do número de variáveis a ser incluído um pouco mais estreito. Além disso, a sensibilidade dos indicadores de eficiência pode ser muito influenciada por *outliers*, assim como pelas habilidades de representação do problema.

No artigo original de Charnes, Cooper e Rhodes (1978) sobre DEA, a análise de cálculo de eficiência foi realizada pressupondo uma função de produção com retornos constantes a escala. Artigos subsequentes, como Banker, Charnes e Cooper (1984) propuseram o modelo com função de produção com retornos variáveis de escala. Utilizando a formulação do modelo DEA com orientação-insumo, a mensuração de eficiência será feita ao se procurar a máxima redução possível nos insumos, mantendo-se constante o nível de produto. Seguindo a notação de Coelli (2005), apresenta-se a seguir uma formulação matemática que resume diretamente o conceito de medição proposto por Farrel (1957). Nessa notação, obtém-se uma razão entre todos os M produtos (q_i) e N insumos (x_i) utilizados para cada DMU i , tal que,

$u'q_i/v'x_i$, onde u é um vetor de pesos $M \times 1$ associados aos produtos, e v um vetor $N \times 1$ de pesos associados aos insumos. Os pesos ótimos são obtidos através do problema de programação matemática indicado em (3).

$$\begin{aligned}
 & \max_{u,v} \quad \left(u'q_i / v'x_i \right) \\
 & \text{sa} \\
 & u'q_j / v'x_j \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, I \\
 & u \geq 0 \\
 & v \geq 0
 \end{aligned} \tag{3}$$

Esse problema envolve a determinação dos pesos u e v , de tal forma que a razão entre a soma ponderada dos produtos e a soma ponderada dos insumos, de cada DMU i sob análise, seja minimizada e sujeita à restrição de que a razão entre a soma ponderada dos produtos e a soma ponderada dos insumos, de cada uma das DMUs, é menor que um. Desse modo, a DMU i atinge valor de eficiência 1 se ela for eficiente em relação às demais, caso contrário ela será ineficiente, pois existem DMUs que combinam, de forma mais eficiente, os seus insumos e produtos.

Um problema da formulação apresentada em (3) é que ela possui infinitas soluções, uma vez que, se uma das combinações de pesos definidos como solução ótima for multiplicada por um fator fixo k , a proporção entre os pesos permanecerá a mesma, logo também será uma solução ótima. Para se resolver esse problema de formulação, a equação original é modificada para a equação (4), a qual inclui uma restrição adicional que atua como um limitante superior para os valores de v . Segundo Coelli (2005) essa formulação é conhecida como multiplicadora.

$$\begin{array}{ll}
\max_{u,v} (u'q_i) & \\
\text{sa} & \\
v'x_i & = 1 \\
u'q_j - v'x_j & \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, I \\
u & \geq 0 \\
v & \geq 0
\end{array} \quad (4)$$

Apesar da forma didática da formulação (4), a sua forma *dual*⁷ possui melhor desempenho computacional em função do menor número de restrições quando o número de DMUs é superior ao número de *inputs* somados com *outputs*. De outra forma, $I + 1 > N + M$. Adicionalmente na forma *dual* apresentada em (5) o θ é uma escalar que define o nível de eficiência de cada DMU i para qual se resolve o problema, enquanto λ é um vetor 1×1 de constantes. Já Q é uma matriz de produção das i DMUs com dimensão $M \times I$, enquanto X é uma matriz de dimensão $N \times I$ representativa dos *inputs* das DMUs avaliadas.

$$\begin{array}{ll}
\min_{\theta, \lambda} (\theta) & \\
\text{sa} & \\
-q_i + Q\lambda & \geq 0 \\
\theta x_i - X\lambda & \geq 0 \\
\lambda & \geq 0
\end{array} \quad (5)$$

3.3.1 Avaliação da eficiência de escala

Coelli (2005) cita que Banker, Charnes e Cooper (1984) modificaram a formulação apresentada em (5) de forma a incorporá-la uma restrição de convexidade para permitir a mensuração de eficiências em casos de retornos variáveis de escala. A racionalidade principal da nova restrição é assegurar que DMUs ineficientes fossem relacionadas a outras DMUs com escalas de produção comparáveis. Nessa comparação, a fronteira eficiente poderia se “curvar” de forma mais próxima aos dados empíricos. A formulação (6) representa o modelo proposto por Banker, Charnes e Cooper (1984).

⁷ Para detalhes sobre formulação *dual* de problemas de programação linear vide CAIXETA-FILHO, J. V. Pesquisa Operacional: Técnicas de Otimização Aplicadas a Sistemas Agroindustriais. Atlas, ed. 2, 2004.176 p.

$$\begin{array}{ll}
\min_{\theta, \lambda} (\theta) & \\
s_j & \\
-q_i + Q\lambda & \geq 0 \\
\theta x_i - X\lambda & \geq 0 \\
I1'\lambda & = 1 \\
\lambda & \geq 0
\end{array} \tag{6}$$

O termo $I1'\lambda$ da formulação (6) representa um vetor de valores um que multiplica a variável que contém o vetor de ponderação da participação das DMUs as quais atuam como pares de comparação para cálculo da eficiência da DMU em análise. Com a adição da restrição $I1'\lambda = 1$ a formulação (6) assegura que o valor mínimo do nível de eficiência θ será necessariamente maior ou igual ao nível de eficiência medido na formulação (5). Além disso, a nova restrição adiciona uma condição de convexidade para o vetor de ponderação da participação das DMUs que, essencialmente, assegura que uma DMU possa ser comparada com DMUs de tamanhos similares.

A partir da formulação (6) se torna imediato o cálculo do índice de eficiência de escala de cada DMU a partir da decomposição do θ da formulação (6), que será identificada como θ_{RVE} , em eficiência técnica e eficiência de escala. A eficiência técnica é medida pelo valor θ da formulação (5), chamado de θ_{RCE} , enquanto a eficiência de escala será o resultado da divisão entre θ_{RCE} pelo θ_{RVE} , como destacado na equação (7):

$$ES = \frac{\theta_{RCE}}{\theta_{RVE}} \tag{7}$$

Já para a avaliação do tipo de rendimento a escala, a proposta de Banker, Charnes e Cooper (1984) é de gerar os resultados para a formulação em que se considerar retornos não-crescentes a escala. A formulação para retornos não-crescentes a escala é apresentada em (8) na qual se substitui a restrição de convexidade $I1'\lambda = 1$ da formulação (6) pela restrição $I1'\lambda \leq 1$. Com a nova restrição as DMUs são comparadas apenas a DMUs com escala iguais ou inferiores a sua própria escala de produção.

$$\begin{array}{ll}
\min_{\theta, \lambda}(\theta) & \\
s.j & \\
-q_i + Q\lambda & \geq 0 \\
\theta x_i - X\lambda & \geq 0 \\
I1'\lambda & \leq 1 \\
\lambda & \geq 0
\end{array} \tag{8}$$

A partir dos resultados da formulação (8), a natureza dos retornos da escala serão decrescentes no caso do θ dessa formulação, que será identificada como θ_{RNCE} , se iguale ao θ_{RVE} e não se iguale a θ_{RCE} . Por outro lado, caso θ_{RVE} , θ_{RCE} e θ_{RNCE} sejam de iguais, a natureza dos retornos será constante a escala. Por fim, caso θ_{RNCE} não se iguale ao θ_{RVE} e a θ_{RCE} , a natureza dos retornos será crescente a escala.

3.3.2 Mensuração da eficiência econômica

Como destaca Delgado (2008) a medida de eficiência econômica é dada ao se estabelecer uma meta para o produto e definir a forma de consegui-lo, despendendo os menores custos. Para compreender este conceito é preciso distinguir dois tipos de eficiência: a eficiência técnica e a eficiência alocativa. A eficiência técnica ocorre quando, dada uma certa quantidade de insumos e definida uma tecnologia, o produto máximo é alcançado, isso equivale a dizer que a firma está “sobre” a Fronteira de Possibilidades de Produção. Já a eficiência alocativa leva em consideração a relação de preços dos insumos ou produtos, uma firma possui eficiência alocativa, na orientação de insumos, quando sua produtividade marginal se iguala à relação de preço de seus insumos.

Coelli (2005) destaca que a eficiência econômica, na orientação insumo, é mensurada pelo acréscimo do vetor de preços dos insumos da DMU (w'_i) na função objetivo da formulação (6) na qual também se substitui o θ , por x_i^* . Em outras palavras, se acrescenta como função objetivo o termo representativo de custos, ($w'_i x_i^*$), o qual é definido pelo produto entre preço dos insumos e a quantidade mínima de utilização desses insumos para a tecnologia avaliada. A formulação (9) apresenta a primeira etapa de cálculo utilizada para estimativa da eficiência econômica para tecnologias com retornos variáveis a escala (restrição $I1'\lambda = 1$).

$$\begin{aligned}
& \min_{x_i^*, \lambda} (w_i' x_i^*) \\
& \quad s.j. \quad \begin{aligned} -q_i + Q\lambda & \geq 0 \\ x_i^* - X\lambda & \geq 0 \\ I1'\lambda & = 1 \\ \lambda & \geq 0 \end{aligned}
\end{aligned} \tag{9}$$

A eficiência econômica em si, representada como EE, será calculada utilizando a equação (10) na qual se calcula a razão entre o “custo” mínimo, estimado como $w_i' x_i^*$, e o “custo” observado, definido por $w_i' x_i$.

$$EE = \frac{w_i' x_i^*}{w_i' x_i} \tag{10}$$

A separação da eficiência econômica (EE) entre eficiência técnica (ET ou θ) e eficiência alocativa (EA) pode ser obtida tal como representado na formulação (11).

$$EA = \frac{EE}{ET} \tag{11}$$

3.3.3 Inferências estatísticas

Como destaca Førsund e Nikias (2000) o desenvolvimento do método DEA no final da década de 1970, inicialmente atraiu atenção dos pesquisadores da área de pesquisa operacional. Apenas em meados da década de 1990 houve o aumento da adesão de pesquisadores da área de economia pelo uso do método, principalmente em trabalhos voltados a problemas aplicados. Ainda segundo os autores, contribuições teóricas econômicas têm sido desenvolvidas e contribuído para justificar o maior uso do método.

Uma das contribuições mais relevantes dizem respeito a inclusão de análises de inferência estatística para o uso do DEA, baseado em um modelo de programação linear, conseqüentemente, determinista. Em ampla revisão de literatura sobre o uso do DEA, Liu et al (2013a, 2013b) destacam que muitos dos avanços recentes do método e o seu aumento de utilização deve-se aos trabalhos voltados a atacar o problema fundamental de ausência de ferramentas para testes de significância de resultados em modelos determinísticos. O desenvolvimento da técnica de *bootstrapping* em problemas de aplicação do DEA tem sido um dos caminhos mais promissores para uso do método.

O *bootstrapping* foi proposto por Efron (1979) e consiste em criar, por meio de simulação, uma reamostragem estatística da amostra de dados originais, com o objetivo de gerar inferências da distribuição da amostra original por meio de estimadores que são independentes dos valores da amostra em si.

A explicação aparentemente circular do conceito do método *bootstrapping* foi complementada por meio de procedimentos de utilização para resolução de problemas do método DEA por Simar e Wilson (1998, 2002a, 2002b, 2002, 2007 e 2011). O uso do *bootstrap* permite, essencialmente, a realização de inferências estatísticas de forma mais confiável que os métodos não paramétricos ou métodos paramétricos assintóticos que foram utilizados em análises de problema DEA que contavam com grande quantidade de DMU.

Como destaca Delgado (2008), Banker (1993) apresentou a existência de viés na fronteira estimada para pequenas amostras, no entanto, esse viés tende a zero à medida que há aumento de tamanho da amostra. Fundamentado nestas evidências o autor sugeriu dois testes de hipóteses apoiadas na distribuição assintótica dos estimadores.

Os testes propostos por Banker (1993) foram importantes por estabelecerem as propriedades da DEA em pequenas e grandes amostras. Kneip et al. (2003) trabalham as propriedades assintóticas dos estimadores sob o uso de testes de *bootstrap*, o que consiste em uma prova não-analítica para o caso de múltiplos *inputs* e *outputs*, já que não há ainda prova formal para este último caso. Os trabalhos de Simar e Wilson (1998, 2002 e 2003) adicionaram avanços aplicáveis aos trabalhos empíricos, basicamente ao propor o uso de algoritmos de cálculo da eficiência por *bootstrap* para estimar as propriedades assintóticas dos seus estimadores.

Uma importante aplicação é, por exemplo, o artigo de Simar e Wilson (2002) que consolida os testes para a verificação dos rendimentos de escala, importantes para identificar como a unidade de observação pode aperfeiçoar sua produção. Bogetoft e Otto (2011) destacam que aplicações práticas do *bootstrapping* para modelos DEA têm sido comuns para estimação de intervalo de confiança das estimativas de eficiência, correção de viés de estimadores com o objetivo de aumentar o poder do uso de testes não paramétricos, como, por exemplo, natureza da tecnologia do modelo de produção

Além do *bootstrapping*, outro ponto de análise que tem sido importante refere-se as aplicações de DEA em dois estágios. Essas aplicações, basicamente, consistem

na utilização das respostas de eficiência do DEA para a obtenção de análise sobre relações com fatores contextuais através de análise de regressão. Em geral, os trabalhos têm usado o método *tobit* para desenvolver essas análises. Essencialmente, todos os trabalhos empíricos recentes de maior influência têm usado o procedimento de dois estágios. Um exemplo de trabalho bastante interessante refere-se a Wanke e Affonso (2011), que avaliaram os determinantes da eficiência de escala no setor brasileiro de operadores logísticos.

3.4 Aplicações de análise DEA sobre eficiência agrícola e agroindustrial

Alguns exemplos de aplicações de DEA são o trabalho de Zhou et al. (2008) que destaca que a análise DEA tem sido umas das técnicas de modelagem para gestão de energia mais utilizadas atualmente. Os autores destacam que desde os anos 1980, o DEA tem sido aceito como uma técnica relevante para os setores de *benchmarking* de energia e apresentado bons resultados. Os mesmos autores classificaram um total de 100 estudos publicados de 1983-2006 pelo aspecto metodológico, o esquema de aplicação, e vários outros atributos relevantes com o objetivo de apresentar as principais características observadas e descobertas. Nesse trabalho os autores discutiram algumas questões sobre a seleção de modelos DEA e questões centrais sobre determinação de dados de entradas e saídas, que podem ser úteis para a aplicação do DEA para estudar setores de energia.

Alguns estudos sobre eficiência agrícola brasileira e agroindustrial para produção de açúcar e etanol foram realizados por Vicente (2004), Sesmero et al. (2010) e Kumar e Arora (2012). Um estudo interessante discutido para a formulação da proposta original desse trabalho refere-se a Marques (1976).

Vicente (2004) mensurou os níveis de eficiências técnica, alocativa e econômica na produção agrícola, do setor de lavouras do Brasil em 1995. Para isso utilizou um modelo de fronteira não-paramétrica (DEA) sob retornos constantes a escala. O autor utilizou dados das diferentes culturas medidas no Censo Agrícola de 1995-1996 para estimar fronteiras de produção e dados de preços de produtos da FGV – Fundação Getúlio Vargas e bases de dados do IEA – Instituto de Economia Agrícola. A produção agrícola foi agregada por estado para, em seguida, ser desenvolvido um índice de desempenho sobre o valor da escala nacional de saída agricultura agregado em 1995. Para a simulação do modelo DEA, as entradas de dados utilizadas foram área de terra, quantidade de trabalho, máquinas, fertilizantes,

pesticidas, sementes e mudas dedicada às culturas, obtidas do censo agropecuário, enquanto preços desses fatores foram provenientes de fontes da FGV e da IEA. Os resultados do estudo mostraram que a eliminação da ineficiência técnica no setor de lavouras permitiria uma produção 30% superior à obtida em 1995. Foi constatada sobre utilização de terra e trabalho e subutilização de fertilizantes e defensivos. As condições de clima e solo e o uso de irrigação condicionaram os níveis de eficiência técnica, e a escolaridade nas áreas rurais explicou o grau de eficiência alocativa. O estado de São Paulo era a única unidade federativa em que a produção operou com eficiência econômica plena.

Sesmero et al. (2010) avaliaram a eficiência técnica e alocativa de um grupo de 7 unidades produtoras de etanol na região Centro-norte dos EUA durante os anos de 2006 e 2007. O trabalho utilizou a análise DEA e informações sobre consumo dos insumos: milho, gás natural, eletricidade, trabalhos desnaturantes, químicos e custos diversos necessários para a produção de etanol e os resíduos do processamento de milho DDGS – *Dried Destiller's Grains* e MWDGS – *Modified Wet Destiller's Grains*. Nesse trabalho os autores verificaram a grande espaço para evolução das eficiências das unidades produtoras de etanol por meio da expansão de sua escala de produção.

Kumar e Arora (2012) avaliaram as variações intertemporais e interestaduais nos níveis de eficiência técnico e de escala da indústria açucareira indiana. Por meio da aplicação da técnica FCDEA – *Full Cumulative Data Envelopment Analysis*⁸ foram definidos os níveis de eficiência dos 12 principais estados produtores de açúcar da Índia. Em seguida, uma análise de regressão dos dados em painel utilizando um modelo *tobit* foi utilizada para avaliar os fatores explicativos das variações dos níveis eficiência. O estudo destaca uma série ampla de trabalhos sobre o nível de eficiência técnica da indústria açucareira indiana que utilizaram a análise DEA, entretanto, nenhum deles pôde realizar uma análise de abrangência interestadual em função da limitação de disponibilidade de dados. As conclusões de Kumar e Arora (2012) foram importantes para definir prioridades para o planejamento do setor açucareiro, uma vez que estimou que o nível de ineficiência técnica de 35,5% da indústria indiana deve-se principalmente à ineficiência alocativa. Em estudo anterior, Singh (2006) já havia

⁸ Segundo Kumar e Arora (2012) FCDEA é uma solução utilizada para não se perder dados amostrais para amostras pequenas e com evolução de dados temporais. O método consiste em usar dados de períodos anteriores como parte da amostra para a estimação da fronteira de produção do período atual.

destacado a importância da ineficiência de escala, uma vez as indústrias açucareiras indianas por possuírem baixa capacidade de produção se encontravam, predominantemente, em faixas de produção de retornos crescentes de escala.

Alguns dos trabalhos de análise DEA aplicada ao setor sucroenergético no Brasil referem-se a Cano e Tupy (2005), Salgado Junior et al. (2009), Camargo Junior e Oliveira (2011), Pereira (2012) e Carlucci (2013). O primeiro utilizou dados secundários da safra 2002 para analisar 125 indústrias utilizando informação de moagem, produção de açúcar e etanol e número de funcionários industriais e administrativos. Salgado Junior et al. (2009) analisou a eficiência de produção de 26 usinas da região Nordeste do estado de São Paulo utilizando dados de área plantada, quantidade processada de cana e produção de açúcar e etanol agregada em equivalente cana para a safra 2007/08. Camargo Junior e Oliveira (2011) utilizou dados de balanços patrimoniais do ano de 2006 de 38 usinas do estado de São Paulo para classificar as unidades em três perfis de eficiência de produção. Por fim, Pereira (2012), utilizando o DEA e índice de Malmquist, calculou o componente de mudança técnica e PTF – Produtividade Total dos Fatores de 17 usinas entre as safras 2001/02 e 2007/08, utilizando dados secundários semelhantes aos de Cano e Tupy (2005).

Como destacado por Gomes (2008), o DEA é uma metodologia já bem estabelecida para aplicações em análises econômicas sobre a agricultura e que possui grande impacto de aplicação prática para análises setoriais. Por outro lado, como destaca Gomes e Ferreira (2007), o crescimento da utilização de técnicas matemáticas para medida de eficiência da produção contribui com a geração de benefícios tecnológicos ao setor analisado, mas deve-se evitar a disseminação de trabalhos cujos conteúdos podem confundir os agentes envolvidos no setor. Os autores destacam a necessidade do pesquisador possuir o domínio do instrumental matemático e conhecimento prévio da atividade analisada. Ressaltam, entretanto, que na literatura é comum trabalhos de mensuração de eficiência cujos resultados são muito distantes da realidade.

Em estudo com objetivos semelhantes aos propostos nesse trabalho, Souza et al (2011) avaliaram a análise de eficiência sobre o valor das atividades agrícolas dos 40 maiores países produtores agrícolas em 2005. Os resultados do trabalho destacam a possibilidade de aumento de 53,9% do valor de renda gerada pela produção agrícola caso haja aumento dos níveis de eficiência de consumos de matérias-primas

utilizadas na produção agrícola desses países. As matérias-primas consideradas na análise foram áreas de terras utilizadas, quantidade de trabalhadores empregados, consumo nacional de fertilizante e estimativa de montante de capital imobilizado em máquinas e benfeitorias agrícolas. Todos os dados utilizados foram obtidos em sistemas de informação disponibilizados pela Organização de Agricultura e Alimentação das Nações Unidas, da sigla em inglês, FAO. A partir das projeções feitas com o trabalho, estimou-se que a produção brasileira poderia ser mais de 2 vezes superior ao atual caso, mantido os atuais níveis de consumo de matérias primas, fossem aumentadas as eficiências dos processos produtivos agrícolas do país.

3.5 Problema da não homogeneidade das DMUs

Gomes et al (2012) trata de importante assunto da metodologia DEA referente a premissa de possibilidade de comparação entre as DMU analisadas. Isto é, há a necessidade de que os grupos de produção analisados possuam características homogêneas. Dyson et al (2001) lista as seguintes propriedades para definição de homogeneidade das DMUs:

- i. As DMUs devem realizar atividades e produzir produtos ou serviços similares, o que significa o mesmo que dizer que os grupos de produção devem utilizar mesma tecnologia;
- ii. O mesmo grupo de matérias-primas deve estar disponível a todas as unidades de produção analisadas;
- iii. As unidades devem operar em ambientes semelhantes.

A proposta de Dyson et al. (2001) para utilizar DEA em análise de problemas em que essas propriedades não são observadas foi a de criar grupos de análise com iguais níveis de tecnologia. Haas e Murphy (2003) contribuíram com nova proposta de ajuste de não homogeneidades das DMUs feita por meio do uso da técnica de regressão que é mais apropriada para casos em que existem poucas observações.

Gomes et al (2012) destaca que o uso de agrupamentos de DMU em grupos homogêneos pode ser visto como um problema de uso de variável categórica no modelo DEA. Essa abordagem é amplamente discutida na literatura e foi sintetizada de forma didática em Coelli (2005).

Gomes et al (2012) adotaram uma proposta alternativa para a solução do problema de não homogeneidade das DMUs. Segundo os autores, a pressuposição por trás da homogeneização é que as DMUs eficientes de cada grupo possuem

práticas de eficiência de gerenciamento iguais. Dessa forma, essas DMUs, quando comparadas em conjunto com às DMUs de outros grupos, podem não ser eficientes devido a diferenças nas variáveis exógenas que caracterizam cada grupo. O procedimento definido pelos autores foi a comparação entre os grupos feita considerando apenas as DMUs eficientes de cada grupo. Essa comparação possui a vantagem de identificar os grupos que possuem vantagens comparativas.

A solução adotada por Gomes et al (2012) para operacionalizar a solução do problema consistiu na criação de uma compensação aos grupos prejudicados na análise, ou seja, baseou-se no princípio de que criar uma vantagem ao “competidor” em desvantagem permite que a comparação entre o competidor em vantagem e o em desvantagem se torne mais justa. Os autores calcularam o valor de compensação como sendo o nível de eficiência médio das DMUs eficientes pertencentes a grupos em desvantagens quando suas eficiências foram calculadas como uma DMU que faz parte do grupo formado pelas DMUs de melhor gerenciamento. Os autores ressaltam que, como eles não fazem a análise sobre a eficiência originalmente calculada de cada grupo, eles evitaram a falha de se comparar dispersões ao invés de comparar eficiências. Os autores acrescentam que as análises foram voltadas a interpretação das DMUs que são eficientes em seus grupos, dessa forma, evitam distorções nas comparações de diferentes grupos.

Os passos dos procedimentos criados por Gomes et al (2012) foram:

- i. Agrupar as DMUs em grupos homogêneos;
- ii. Criar a simulação do modelo DEA de cada grupo e, em seguida, selecionar os DMUs 100% eficientes de cada grupo;
- iii. Criar a simulação de modelo DEA entre os DMUs eficientes de cada grupo selecionadas no passo ii;
- iv. Calcular a eficiência média, baseada nos resultados do passo iii, para cada grupo de DMUs. Como as DMUs são eficientes nos seus grupos originais, o fato da eficiência média não ser unitária pode apenas ser atribuído a desvantagens da sua tecnologia e não a deficiência de curto prazo;
- v. Criar simulações de modelo DEA com todas as unidades juntas;
- vi. Usar a eficiência média medida no passo iv como o fator de correção de mensuração da desvantagem tecnológica do grupo, ou seja, para todas as DMUs dividir o valor de deficiência encontrado no passo v pelo valor médio

de eficiência medido em iv. Esse passo efetivamente calcula o valor de compensação;

vii. A eficiência correta de comparação é as que foram calculadas no passo vi.

Gomes et al (2012) citam outras técnicas utilizadas na literatura sobre metodologia DEA com o objetivo de lidar com problemas de não homogeneidade das DMUs. São vários trabalhos citados pelos autores que utilizam desde análises semelhantes as apresentadas, como de redes neurais, procedimentos de simulação, assim como julgamento subjetivo para compensação de comparação de eficiências.

Nas análises de seus resultados, Gomes et al (2012) destacam que o objetivo do modelo proposto no trabalho não era de se estabelecer o uso de um *benchmark*. O foco da modelagem foi em medidas de eficiência. Os autores destacam que, para a designação de *benchmarks* para as unidades de produção ineficientes, seria necessário o uso de técnicas de modelos DEA em conjunto com o algoritmo proposto no trabalho. As técnicas propostas foram do uso de modelos DEA não radiais, apresentados por Lins et al (2004) ou compensações nas variáveis entrada ou saída do modelo como destacado por Bertolo e Mello (2011).

3.6 Critérios de seleção de variáveis em problemas utilizando DEA

Como destaca Senra et al (2007), a literatura de trabalhos que utilizam o método DEA pouco discutem sobre os critérios para a seleção das variáveis de *input* e *output* consideradas para modelar os problemas analisados. A principal abordagem de seleção de variáveis destacada nos trabalhos refere-se a opinião de especialistas ou até mesmo na disponibilidade de dados. Por outro lado, Thanassoulis (1996) destacou a importância de avaliar métodos de seleção de variáveis em DEA ao ressaltar que modificações nas variáveis selecionadas podem modificar resultados da avaliação.

Senra et al (2007) destacam, ainda, que o fato de uma diferente escolha de variáveis conduzir a resultados diferentes não deve ser interpretado como uma fraqueza de DEA, afinal, a escolha de diferentes variáveis significa a opção por avaliar o problema segundo outra dimensão ou ponto de vista. Mello et al. (2003), ao avaliar a eficiência de empresas aéreas, considerou 3 diferentes conjuntos de variáveis de forma a avaliar as perspectivas sobre operação, vendas e avaliação global das empresas.

Mello et al. (2003) destacam que o modelo de análise da operação da empresa avalia a capacidade da empresa ofertar voos de acordo com os recursos disponíveis. As variáveis de *inputs* desse modelo são a quantidade de funcionários de voo, consumo de combustível e a soma das capacidades de passageiros do total das aeronaves da frota; o *output* é mensurado pelo indicador de número de passageiros e quilômetro por voo oferecido, calculado como o produto da quantidade de passageiros e quilômetros voados por eles. Uma empresa que tenha baixa eficiência segundo esta análise destaca potencial para melhorar a utilização de seus aviões ou diminuir os recursos utilizados. Já a avaliação da eficiência de vendas busca mensurar a capacidade das empresas aéreas em vender sua oferta de passagens aéreas. Os *inputs* são a quantidade de funcionários da área de vendas e o *output* é mensurado em passageiro por km pagos. Nessa avaliação, a baixa eficiência significa potencial de aumento de vendas ou redução dos recursos utilizados para vendas de passagens. Por fim, uma terceira abordagem é feita a partir da integração das duas análises anteriores e possui o objetivo de mensurar a eficiência global dos negócios da empresa, referindo-se a eficiência conjunta de uso da frota

O exemplo de Mello et al. (2003) destaca algo simples, mas fundamental, que se refere à análise prévia de possíveis conjuntos de variáveis a ser feita conjuntamente por tomadores de decisões, especialistas e analistas. Só após esta etapa faz sentido pensar em métodos de seleção. Segundo Lins e Angulo Meza (2000), a maioria dos casos reais de problemas utilizando DEA apresenta a ocorrência de poucas variáveis e muitas DMUs, fato que minimiza a preocupação em utilizar técnicas de seleção em variáveis, uma vez que o uso de todas as variáveis pré-selecionadas ocasiona em desvantagens aos resultados do modelo DEA. Por outro lado, nos casos com pequeno número de DMUs, o uso de um grande número de variáveis tira todo o sentido aos modelos DEA básicos. Senra et al (2007) enfatizam que em casos com poucos números de DMUs, uma das opções é restringir as variáveis que vão entrar no modelo. Em outras palavras, os métodos de seleção de variáveis devem ser vistos como instrumentos de auxílio à decisão que orientarão a escolha final. Dessa forma, sempre devem ser feitas em conjunto com especialistas e analistas.

Como destaca Millionni e Alves (2013), um conceito engenhoso do desenvolvimento do método DEA foi a imposição de restrições ao modelo, de forma

que os impactos de cada variável para uma das DMUs serão calculados com o objetivo de maximizar a eficiência da DMU e de forma a definir que, se os mesmos valores de impacto das variáveis forem atribuídos a cada uma das DMUs presentes na análise, nenhuma delas poderá ter a razão de eficiência de Farrel superior ao valor unitário. Isso ocorre pois uma combinação de impactos das variáveis que induzem a um nível de eficiência maior do que um é considerada uma solução inviável em função da restrição de impacto das variáveis. Essa solução é uma derivação lógica que evita a contradição do conceito de eficiência de Farrel (1957). Logo, a formulação natural do DEA é de um problema de otimização que busca identificar a combinação de pesos de impacto de cada variável de forma a maximizar a eficiência, por consequência, trazê-la o mais próximo possível ao valor um dado que, logicamente, para essa combinação de impactos de variáveis nenhuma outra DMU possui eficiência maior que a unidade.

Segundo Million e Alves (2013), é da interpretação geométrica da solução do modelo que se deriva o nome DEA, pois se as DMUs possuírem níveis eficientes e consumo de *input* e produção de *output*, a solução gráfica será representada na fronteira dos pontos apresentados. Se cada ponto da borda for interligado por segmentos de reta ou planos, será criada uma fronteira que delimita uma envoltória a todas as DMU presentes na análise. A região dentro da fronteira é denominada fronteira de possibilidade de produção, a qual define o espaço de solução em que esse tipo de produção é possível. Fundamentalmente, a busca por impactos de variáveis ideais corresponde a busca pela fronteira ou envelope, a qual define o termo DEA.

Millioni e Alves (2013) destacam que a solução de um problema DEA com certo número de variáveis de entrada e de saída refere-se a um problema matemático com solução no espaço de domínio de números reais de dimensão igual a soma da quantidade total de variáveis. Dessa forma, todas as observações da fronteira de possibilidade de produção estão nesse espaço de solução. Portanto, é nessa dimensão que todas as análises de eficiência são feitas. A inclusão de novas variáveis, seja de entrada ou de saída, equivale a mover o problema ao espaço de solução com uma dimensão a mais. Esse novo espaço, obviamente, contém a solução original de um problema com uma dimensão a menos.

Senra et al (2007) compara métodos de seleção de variáveis sob o aspecto dos diferentes graus de intervenção disponíveis ao agente de decisão. Os métodos de

seleção que exigem pouca ou nenhuma informação subjetiva são considerados os mais adequados para tomadores de decisão com dificuldade em emitir opiniões. Os métodos que exigem alguma escolha devem ser usados para impor alguma direção ao método sem, no entanto, definir a escolha de variáveis sozinhos. O objetivo principal de qualquer método usado é permitir a verificação de coerência do resultado. De forma simples e objetiva, no trabalho de proposta original do método DEA, Charnes et al. (1978) destacam que todas as variáveis que não agregam eficiência significativa ao modelo devem ser excluídas. Golany e Roll (1989) destacaram como processos de seleção de variáveis a distinção entre variáveis determinantes de eficiência e variáveis explicativas de ineficiência, e sugeriram a identificação de cada tipo através de análise de causalidade.

Senra et al (2007) propuseram dois diferentes métodos de seleção de variáveis: o método multicritério combinatório inicial para seleção de variáveis e o método multicritério combinatório por cenários para seleção de variáveis. Ambos os métodos foram comparados com o método *I-O Stepwise* proposto por Lins e Moreira (1999) e o método multicritério de seleção de variáveis proposto por Mello et al (2004).

Ainda segundo Senra et al (2007), o método *I-O Stepwise* parte da premissa de que a seleção de variáveis deve obedecer ao princípio de máxima relação causal entre *inputs* e *outputs*. O método objetiva aumentar a eficiência média calculada com um pequeno número de variáveis. As variáveis identificadas com baixa contribuição para a eficiência média do modelo são retiradas. Esse método prescinde que o especialista pré-classifique as variáveis como *inputs* ou *outputs* e defina se o acréscimo de eficiência em função da inclusão de uma variável extra é significativo ou não.

Senra et al (2007) lista os seguintes passos para a operacionalização do método:

- i. Simular modelos DEA com um *input* e um *output*. Considerar todas as combinações de pares de variável de entrada e saída possíveis e, em cada simulação, calcular a eficiência média das DMUs;
- ii. Escolher a combinação de pares de variável de entrada e saída que gerou a maior eficiência média no passo i;
- iii. Uma vez definida as variáveis de entrada e saída iniciais, acrescentar ao modelo mais uma variável por vez. Criar simulações para todas as

combinações de nova variável que pode ser adicionada ao modelo definido em ii;

- iv. Calcular a eficiência média para cada variável acrescentada em iii;
- v. Escolher para entrar no modelo a variável que gerou a maior eficiência média medida no passo iv;
- vi. Verificar se o aumento da eficiência do modelo do passo v foi significativo em relação ao modelo do passo i. Em caso afirmativo, repetir o passo iii. Caso contrário, retirar a última variável incluída e finalizar o processo.

Baseados no método *I-O Stepwise*, Soares de Mello et al (2002) propuseram um método multicritério que combina o cuidado na relação causal e boa discriminação entre as DMUs. O método exige alta participação do tomador de decisão para a definição de uma variável de entrada e outra de saída que serão o par de variáveis iniciais do passo ii do método *I-O Stepwise*, além da priorização entre o objetivo de relação causal ou de discriminação entre as DMUs.

No método multicritério a relação causal também é medida em função da eficiência média de todas as DMUs de cada modelo simulado. O poder de discriminação, por sua vez, é medido pelo número de DMUs na fronteira. O que significa que quanto maior este número, menor o poder discriminatório do modelo. Senra et al (2007) lista os seguintes passos para a operacionalização do método:

- i. O analista escolhe o par de variáveis de entrada e saída para iniciar a análise, tendo como base no seu conhecimento sobre o assunto e no tipo de medida que pretende fazer;
- ii. Calcular a eficiência média de cada simulação que inclui uma nova variável ao modelo do passo i. Os valores das eficiências médias são normalizados com o uso de interpolação na qual se atribui o valor 1 a maior eficiência média e 0 a menor. O valor normalizado é chamado S_{EF} ;
- iii. Contagem do número de DMUs consideradas eficientes em cada cenário. Este número é normalizado com o uso de interpolação na qual se atribui do valor 1 a simulação com o menor número de DMUs na fronteira e 0 a simulação com o maior número. O valor normalizado é chamado S_{DIS} , no qual o valor 1 significa maior nível de discriminação no cenário;
- iv. Fazer uma soma ponderada de S_{EF} e S_{DIS} considerando soma dos pesos igual a 1. Ou seja, calcular $S = \alpha S_{EF} + (1 - \alpha)$. Nessa soma ponderada cabe ao analista

escolher o peso α de acordo com o fator que ele julgar mais relevante. Repare que no caso de peso $\alpha=1$ o método multicritério se iguala ao *I-O Stepwise*;

- v. Escolher a variável com maior valor S para entrar no modelo. Ou seja, a variável que concilia boa ordenação (alto S_{DIS}) e boa relação causal (alto S_{EF});
- vi. Definir um critério de decisão para inclusão de novas variáveis, ou seja, retomar o passo ii. Originalmente Soares de Mello et al (2002) propuseram uma conclusão dos passos caso o número de DMUs exceda ao triplo do número de variáveis. Entretanto, Senra et al (2007) destaca que o ponto de parada deve ser deixado a critério do analista, podendo este optar por estudar a situação com vários pontos de parada diferentes a fim de melhor embasar a sua decisão final sobre quais variáveis entraram no modelo.

Senra et al (2007) propuseram o método multicritério combinatório por cenários para seleção de variáveis com o objetivo de exigir menos informações do tomador de decisão. O algoritmo de seleção foi modificado com o objetivo de eliminar o critério de parada. Dessa forma, todas as variáveis são incluídas as comparações entre simulações de modelo são feitas entre diferentes números de variáveis.

O método multicritério combinatório por cenários é dividido em duas fases. A primeira fase constrói cenários que serão analisados na segunda. Chama-se cenário da primeira fase o melhor modelo com duas, três, quatro, n variáveis. A segunda fase limita-se a escolha do melhor cenário. Os passos criados por Senra et al (2007) para resumir esse cenário na fase 1 são:

- i. Calcular a eficiência média para cada par de variáveis iniciais;
- ii. Contar o número de DMUs eficientes;
- iii. Fazer uma normalização como descrito no método multicritério para S_{EF} e S_{DIS} ;
- iv. Fazer a média aritmética de S_{EF} e S_{DIS} obtendo a variável S;
- v. Escolher como par de variáveis iniciais o que gerar a simulação com o maior valor de S. Em caso de empate, escolher a de maior S_{DIS} ;
- vi. Seguir os passos de ii a v do método multicritério, definido $\alpha=0,5$;
- vii. O ponto de parada é quando foram incluídas todas as variáveis no modelo.

A segunda fase pode ser descrita pelos passos:

- i. Calcular a eficiência média para cada cenário;
- ii. Contar o número de DMUs eficientes em cada cenário;
- iii. Normalizar as escalas, calculando S_{EF} e S_{DIS} , como no método multicritério;

- iv. Fazer a média aritmética de S_{EF} e S_{DIS} , obtendo o valor S ;
- v. Escolher o cenário com maior valor de S . Se empatar considerar o maior S_{DIS} .

Um resumo das vantagens e desvantagens de cada método de seleção de variações analisado por Senra et al (2007) é apresentado no Quadro 1. Os mesmos autores destacam que a aplicação dos métodos em casos práticos foram de extrema valia, pois permitiram validar os resultados alcançados com especialistas da área e reafirmar a metodologia DEA como ferramenta de gestão.

Método de Seleção	Vantagens	Desvantagens
I-O <i>Stepwise</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Mantém relações causais. 	<ul style="list-style-type: none"> • Pode ter baixo poder de discriminação das DMUs; • A definição de acréscimo relevante de eficiência é definida pelo tomador de decisão.
Multicritério	<ul style="list-style-type: none"> • Mantém relações causais; • Possui poder de discriminação das DMUs; • Baixo custo de cálculo; • Possibilita incorporar opiniões. 	<ul style="list-style-type: none"> • Pode não chegar a uma eficiência média elevada; • Pode ser tendencioso; • Pode apresentar baixa eficiência média inicial.
Método Multicritério Combinatório por Cenários	<ul style="list-style-type: none"> • Independe da opinião do analista; • Alta eficiência média inicial; • Seleciona um cenário próximo ao modelo completo. 	<ul style="list-style-type: none"> • Pode não chegar a uma eficiência média elevada; • Custo de cálculo elevado para casos com grande número de DMUs.

Quadro 1 – Métodos de seleção de variáveis para modelo DEA

Fonte: Adaptado de Senra et al (2007)

4 MATERIAL E MÉTODO

Nesta tese se busca, portanto, o desenvolvimento de um modelo empírico, utilizando o método DEA, que procure criar uma indicação sobre a análise da eficiência econômica da produção do setor sucroenergético brasileiro na safra 2012/13. O desenvolvimento desse modelo DEA se pauta pela simplificação do nível de complexidade de banco de dados necessários para a solução do problema. Dessa forma, se utiliza o banco de dados formado por informações de alta confiabilidade das DMUs avaliadas. Além disso, todas as informações podem ser verificadas utilizando relações lógicas esperadas com bancos de dados complementares dessas mesmas DMUs. Uma condição fundamental para criação do modelo é a seleção de parâmetros de forma a possibilitar tanto a identificação de quantidades como de preços seja dos fatores de produção (*inputs*) seja dos produtos finais (*outputs*). Dessa forma, utilizando a organização de dados de quantidade e preços é possível a mensuração da eficiência econômicas e sua decomposição em eficiência técnica e de alocação. Por sua vez, do indicador de eficiência técnica também se pode calcular o indicador de eficiência de escala, caso se verifique que a tecnologia de especificação do modelo de produção analisado apresente retornos variáveis à escala.

4.1 Modelo empírico

O desenvolvimento de um critério de mensuração da eficiência econômica das agroindústrias canavieiras brasileiras permite a criação de uma ferramenta, índices de comparação entre diferentes agroindústrias, assim como um conjunto de informações quantitativas sobre o setor sucroenergético brasileiro.

No modelo representativo do sistema produtivo do setor sucroenergético desenvolvido os parâmetros de entrada (*inputs*) referem-se a quantidade e preços dos recursos consumidos para produzir determinados resultados (*outputs*). Estas são as condicionais iniciais para a aplicação da técnica DEA.

A eficiência técnica das agroindústrias na transformação de quantidade de recursos em quantidade resultados é calculada em função das informações consideradas na modelagem do problema. Ao se adicionar também como entrada do modelo os preços de cada *input* pode-se avaliar também a eficiência econômica, medida sob a ótica de orientação a insumo.

Três características foram determinantes para a escolha do DEA como método utilizado para o desenvolvimento do modelo empírico desse trabalho. O modelo DEA independe da especificação de uma formulação teórica que necessite de validação por técnicas estatísticas que possam demandar grande número de observações; a técnica também permite a avaliação de múltiplos fatores de produção e múltiplos produtos; por fim, como destacam Lovell e Pastor (1995), todas as variáveis podem ser usadas de forma independente de suas unidades de medida o que significa que podem ser apresentadas como índices calculados em função de uma combinação linear dos seus valores originais.

Os critérios para seleção de parâmetros para o modelo, em ordem de importância, foram: i) disponibilidade de desmembramento tanto de quantidade consumidas ou produzidas como de preços de todos os indicadores selecionados; ii) número relevante de observações disponíveis no banco de dados sobre cada indicador; iii) confiabilidade sobre os indicadores, isso é, possibilidade de checagem dos indicadores por meio de relações matemática de validação com outras informações disponíveis no mesmo banco de dados; e, iv) existência de relação clara entre os indicadores e fatores de produção ou produtos finais do processos agroindustrial.

Os parâmetros selecionados para o modelo inicial consistiram em três *inputs*, três *outputs* e preços tanto de *inputs*, como de *outputs*. Estes parâmetros são representativos da atividade de produção das agroindústrias canavieiras e foram coletados em entrevistas com especialistas e agentes do setor iniciadas a partir de 2008, quando se iniciou uma série anual de trabalhos de extensão universitária de levantamentos de informações com agentes produtores do setor sucroenergético brasileiro tal como descrito em Marques (2009) e PECEGE (2013).

Os parâmetros de entrada considerados foram: i) área de terras utilizadas para produção canavieira, ii) quantidade total de açúcares redutores totais adquiridos pelas agroindústrias de fazendeiros, e, iii) quantidade de trabalhadores empregados nos departamentos industriais e administrativos das usinas. Já como parâmetros de saída do modelo são consideradas as quantidades produzidas, em forma agregada, dos três principais grupos de produtos sucroenergéticos: açúcar, etanol e eletricidade. Como parâmetros de preços foram selecionados os indicadores de preços anuais de arrendamento de terras, preço de aquisição do ATR, e, salário médio anual dos trabalhadores dos departamentos industriais e administrativo das usinas.

Os 9 indicadores inicialmente utilizados no modelo DEA, foram consolidados a partir de 33 diferentes campos do banco de dados formado pelas respostas do questionário descrito no Anexo A. A especificação dos indicadores do banco de dados seja de quantidade de *input* e *output*, de preços ou dados usados para checagem são apresentados no Anexo B onde também se apresenta a fórmulas de transformação de açúcar e etanol em ART.

O modelo empírico inicial deste trabalho foi organizado considerando os *inputs* e *outputs* apresentados na Figura 9.

Figura 9 - Esquema representativo do modelo empírico de cálculo das eficiências econômicas das agroindústrias canavieiras

A classificação das variáveis utilizadas no modelo empírico desse trabalho é apresentada no quadro 2.

Representação	Variável	Definição
X1	Terra	Quantidade total de área agrícola, medida em hectares, que é utilizada pela agroindústria canavieira para a produção de parte da cana processada em uma safra agrícola.
X2	ART	Quantidade de ART, medido em mil toneladas, comprada dos fazendeiros produtores de cana para o processamento em uma safra agrícola.
X3	Funcionários	Quantidade de trabalhadores dos departamentos industriais e administrativos, medidos em unidades, empregados na agroindústria ao longo de uma safra agrícola.
Y1	ART Açúcar	Quantidade de açúcar, medido em toneladas de ART recuperados como açúcar ¹ , que é transformado através do processamento da cana-de-açúcar durante a safra agrícola.
Y2	ART Etanol	Quantidade de etanol, medido em toneladas de ART recuperados no formato de etanol ¹ , que é transformado através do processamento da cana-de-açúcar durante a safra agrícola.
Y3	Eletricidade	Quantidade de energia elétrica, medida em MWh que é comercializado pelas usinas durante a safra agrícola. No caso de usinas que comercializam bagaço, a receita com a comercialização do bagaço é transformada em energia equivalente para geração da mesma receita obtida pela comercialização do bagaço.
P1	Preço da terra	Preço da terra medido como valor do seu arrendamento anual em reais por hectare.
P2	Preço do ART	Preço pago no ART comprado de fornecedores medido como reais por quilograma de ART.
P3	Preço funcionário	Preço médio pago como salário anual dos trabalhadores empregados nos departamentos industrial e administrativo da usina.

¹Vide detalhes de transformação de produto em ART no Anexo 2

Quadro 2 – Detalhamento das variáveis utilizadas no modelo empírico

As equações (12) a (20) apresentam o modelo DEA desenvolvido para o cálculo da eficiência econômica desse trabalho e o Quadro 3 apresenta as explicações dos elementos que compõem essas equações. Para apresentação da modelo optou-se por não se utilizar a notação matricial das variáveis, como foi feito na revisão de literatura entre as equações (1) e (11), com o objetivo de apresentar as explicações de forma mais didática.

$$\text{Função objetivo} \quad \min_{X_{iu}^*, \lambda} \left(C_u^* = \sum_{i=1}^3 p_{i_u} * X_{i_u}^* \right) \quad (12)$$

$$\text{produção de açúcar} \quad \sum_{u=1}^U (O_{1u} * \lambda_u) \geq Y_{1u} \quad (13)$$

$$\text{produção de etanol} \quad \sum_{u=1}^U (O_{2u} * \lambda_u) \geq Y_{2u} \quad (14)$$

$$\text{produção eletricidade} \quad \sum_{u=1}^U (O_{3u} * \lambda_u) \geq Y_{3u} \quad (15)$$

$$\text{uso de terra} \quad \sum_{u=1}^U (I_{1u} * \lambda_u) \leq X_{1u}^* \quad (16)$$

$$\text{compra de ATR} \quad \sum_{u=1}^U (I_{2u} * \lambda_u) \leq X_{2u}^* \quad (17)$$

$$\text{funcionários} \quad \sum_{u=1}^U (I_{3u} * \lambda_u) \leq X_{3u}^* \quad (18)$$

$$\text{restrição pesos} \quad \sum_{u=1}^U \lambda_u = 1 \quad (19)$$

$$\text{não negatividade} \quad \lambda_u \geq 0 \quad \forall u \in U \quad (20)$$

Uma vez calculado C_u^* representado na equação (12), pode-se mensurar a eficiência econômica da usina u (EE_u) utilizando a equação (21), a qual consiste na razão entre a *proxy* de custos otimizada e a *proxy* de custos realmente observada para a usina u .

$$EE_u = \frac{C_u^*}{\sum_{i=1}^3 p_{i_u} * X_{i_u}} \quad (21)$$

i	Índice de ordenação dos <i>inputs</i> utilizados
u	Índice de ordenação das <i>usinas</i> que compõem a amostra. Importante destacar que o índice u é apresentado na função objetivo para que se enfatize que para o cálculo de eficiência econômico de cada usina U a equação (12) deve usar os vetores da respectiva usina u .
C_u^*	Valor de resultados da função objetivo para a usina u
$X_{i_u}^*$	Vetor de quantidades de <i>inputs</i> que deve ser utilizado pela usina u para minimizar o valor C_u^* . Esse vetor é representado por 3 elementos representativos da ótima de cada <i>input</i> utilizado pela usina u .
p_{i_u}	Vetor de preços dos <i>inputs</i> que utilizados pela usina u . Esse vetor é representado pelos 3 elementos representativos dos valores de preços pagos por <i>input</i> utilizado pela usina u .
$O_{1u} a O_{3u}$	Vetores linhas com U elementos representativos das quantidades de cada <i>output</i> produzido por cada uma das U usinas que compõem a amostra.
λ_u	Variável calculada pelo modelo que consiste no vetor de pesos atribuídos a cada usina que entra como referência para o cálculo de consumo ótimo dos <i>inputs</i> da usina u
$I_{1u} a I_{3u}$	Vetores linhas com U elementos representativos das quantidades de cada <i>input</i> consumida por cada uma das U usinas que compõem a amostra.
$Y_{1u} a Y_{3u}$	Elementos representativos das quantidades de cada <i>output</i> produzido pela usina u para qual a função objetivo busca calcular a quantidade ótima de uso de <i>inputs</i> .

Quadro 3 – Detalhamento dos elementos que compõem as equações representativas do modelo empírico.

Para a separação da eficiência econômica (EE_u) entre eficiência técnica (ET_u) e eficiência alocativa (EA_u), utiliza-se a equação (11). Para o cálculo de EE_u é necessário realizar uma segundo estágio de cálculo represente ao modelo de otimização representado pelas equações (22) a (30) em que θ_u representa o mesmo que ET_u .

$$\begin{array}{ll} \text{Função objetivo} & \min_{\theta_u, \lambda} \theta_u \\ & sj \end{array} \quad (22)$$

$$\text{produção de açúcar} \quad \sum_{u=1}^U (O_{1u} * \lambda_u) \geq Y_{1u} \quad (23)$$

$$\text{produção de etanol} \quad \sum_{u=1}^U (O_{2u} * \lambda_u) \geq Y_{2u} \quad (24)$$

$$\text{produção eletricidade} \quad \sum_{u=1}^U (O_{3u} * \lambda_u) \geq Y_{3u} \quad (25)$$

$$\text{uso de terra} \quad \sum_{u=1}^U (I_{1u} * \lambda_u) \leq \theta_u X_{1u} \quad (26)$$

$$\text{compra de ATR} \quad \sum_{u=1}^U (I_{2u} * \lambda_u) \leq \theta_u X_{2u} \quad (27)$$

$$\text{funcionários} \quad \sum_{u=1}^U (I_{3u} * \lambda_u) \leq \theta_u X_{3u} \quad (38)$$

$$\text{restrição pesos} \quad \sum_{u=1}^U \lambda_u = 1 \quad (29)$$

$$\text{não negatividade} \quad \lambda_u \geq 0 \quad \forall u \in U \quad (30)$$

Para os cálculos das eficiências de escala de cada usina u faz-se uso da equação (7) sendo que a eficiência técnica para rendimentos constantes a escala é realizada por meio da criação de uma terceira formulação referente as equações (22) a (28) e (30). Isto é, removendo a equação (29) para o cálculo da eficiência técnica.

Para identificação da natureza dos rendimentos da escala, novamente, as equações de (22) a (28) e (30) são calculados, sendo que, a equação (29) é substituída pela equação (31) representativa da eficiência calculada para retornos não crescentes a escala.

$$\text{restrição pesos} \quad \sum_{u=1}^U \lambda_u \leq 1 \quad (31)$$

Para realizar o desenvolvimento do modelo DEA de forma prática se faz necessário a estruturação dos modelos apresentados na forma de entrada de dados exigida pelos *softwares* de cálculo de modelos DEA. Durante sua configuração e execução, esses softwares realizam a estruturação matemática lógica exigida pelo método DEA, após algumas especificações lógicas definidas pelos usuários.

Para a operacionalização dos cálculos dos modelos o modelo empírico desse trabalho foi codificado nos softwares R e DEAP (sigla para *Data Envelopment Analysis Computer Program*). No software R se utilizou o pacote de análise FEAR (sigla para *Frontier Efficiency Analysis in R*) desenvolvido por Wilson (2007) e *Benchmarking* desenvolvido por Bogetof e Otto (2011). Já o DEAP foi utilizado, seguindo os procedimentos de Coelli (1996), com o objetivo de se realizar uma comparação com os cálculos realizados com o uso do software anterior.

4.1.1 Testes de especificação do modelo empírico

Além do modelo empírico especificado conforme a Figura 9, diferentes combinações, com menor número de variáveis de *input* e *output*, foram avaliadas com o objetivo de testar a hipótese de igualdade dos resultados dos diferentes modelos.

As combinações de especificação de modelos testadas foram as especificadas na Tabela 6, na qual o *output* Y12 refere-se a adição dos *outputs* Y1 e Y2, que são ambos medidos em milhares de toneladas de ART recuperado.

Tabela 6 - Nível médio de eficiência econômica das usinas de cada região por safra

Modelo	Inputs	Outputs	Preços	Modificações nas equações do modelo
A0	X1, X2 e X3	Y1, Y2 e Y3	P1, P2 e P3	-
A1	X1, X2 e X3	Y12, Y3	P1, P2 e P3	Junção de (13) e (14) e de (23) e (24)
A2	X1, X2 e X3	Y12	P1, P2 e P3	Junção de (13) e (14) e de (23) e (24) e remoção de (15) e (25)
B0	X1 e X2	Y1, Y2 e Y3	P1 e P2	Remoção de (18) e (28)
B1	X1 e X2	Y12, Y3	P1 e P2	Junção de (13) e (14) e de (23) e (24) e remoção de (18) e (28)
B2	X1 e X2	Y12	P1 e P2	Junção de (13) e (14) e de (23) e (24) e remoção de (15), (18), (25) e (28)

O objetivo dos testes de diferentes combinações de *input* e *output* do modelo empírico foi avaliar a possibilidade de uma especificação de modelo mais simples, uma vez estabelecida a especificação lógica do modelo empírico completo.

Os procedimentos de testes de especificação foram os mesmos propostos por Bogetoft e Otto (2011) os quais consistem na utilização de testes paramétricos assintóticos e de testes não-paramétricos de Komogorov-Smirnov e Kruskal-Wallis para avaliar a hipótese de igualdade dos índices de eficiência calculados por cada especificação de modelo.

Ainda sobre avaliação de especificações de modelos, os mesmos procedimentos já destacados foram realizados testes não paramétricos, para avaliação das propriedades microeconômicas da produção das agroindústrias sobre tipo de rendimento a escala. Nesses testes, simulações de *bootstrapping* dos resultados do modelo DEA também foram realizadas seguindo os procedimentos de Simon e Wilson (1998) com o objetivo de criar um valor crítico para o paramétrico assintótico proposto por Bogetoft e Otto (2011) e, dessa forma, complementar as análises dos testes não-paramétricos anteriores.

Adicionalmente, testes de grupos, também utilizando os testes não-paramétricos de Komogorov-Smirnov e Kruskal-Wallis, foram realizados para avaliar diferenças do índice de eficiência das usinas em relação a: i) localização geográfica, ii) nível de tecnologia agrícola, iii) nível de tecnologia industrial, iv) organização corporativa como empresa controlada por investidor estrangeiro, v) organização corporativa como agroindústria pertencente a grande grupo sucroenergético, e vi) agroindústria com tecnologia de produção tanto de açúcar como etanol ou apenas tecnologia para produção de etanol. A Figura 9, sintetiza os diferentes agrupamentos de usinas avaliados, destacando também os *inputs* e *outputs*, assim como, as propriedades sobre tipo de rendimento a escala dos modelos considerados.

4.2 Especificação dos dados

A base de dados utilizada para esse trabalho consiste em dados primários coletados por meio de questionários aplicados em entrevistas e visitas de campo a unidades agroindustriais brasileiras. A base de dados foi criada como parte do projeto de extensão universitária “Sistema de Levantamento do Custo de Produção Agrícola e Industrial Sucroalcooleiro do Brasil”, o qual é executado pelo grupo de extensão PECEGE – Programa de Educação Continua em Economia e Gestão de Empresas em um convênio estabelecido entre CNA – Confederação Nacional da Agricultura e Pecuária do Brasil e a FEALQ – Fundação de Estudos Agrários “Luiz de Queiroz” desde 2008 e é detalhado em Xavier et al (2009).

O questionário estruturado utilizado para coleta de dados é destacado no ANEXO A. Esse questionário tem sido preenchido anualmente durante o período de maio a outubro por usinas interessadas participar em do projeto de extensão universitária mencionado anteriormente. Em função da importância dos dados coletados para a estratégia de negócio das empresas, acordos de confidencialidade escritos, verbais ou tácitos têm sido assumidos entre os participantes desse projeto de extensão e o PECEGE/FEALQ. Com a finalidade de preservar informações em sigilo e evitar a possibilidade de identificação das empresas, todas as informações individuais de cada empresa utilizadas nesse trabalho estão transformadas para um indicador, medido em número inteiro, em uma escala de 0 a 1000. Para a criação da escala, o maior valor de cada variável *input* ou *output* assume o valor 1000 e os demais valores são divididos pelo maior valor da variável e depois multiplicar por 1000. Adicionalmente, estatísticas descritivas estão presentes com objetivo de caracterizar a amostra e compará-la a população de empresas brasileiras.

Ao longo das últimas 7 safras canavieiras foram entrevistadas 202 empresas que responderam 692 questionários do projeto de extensão do PECEGE. Entretanto, devido a modificações metodológicas ocorridas em 2010 e a ausência de todas as informações necessárias para a definição das variáveis usados no modelo empírico, delimitou-se como banco de dados para uso nesse trabalho, 219 questionários referentes as informações de 101 usinas entre as safras 2010/11 e 2012/13.

Em função da pequena amostra de usinas com informações completas para o modelo empírico nas safras 2010/11 e 2011/12, respectivamente, 31 e 32, optou-se por utilizar como banco de dados desse trabalho apenas a safra 2012/13. Dessa forma, nesse trabalho se avaliará os resultados de eficiência econômica de 67 unidades produtoras sucroenergéticas para a safra 2012/13⁹.

Resumidamente, os dados a serem utilizados representam agroindústrias processadoras de cana-de-açúcar distribuídas em 8 estados do Brasil. A Tabela 7 apresenta a distribuição regional, representatividade da produção e número de empresas participantes considerando a safra 2012/13, enquanto a Figura 10 apresenta a distribuição das empresas cujos dados são analisados nesse trabalho em função por unidade federativa do Brasil.

⁹ Duas usinas da amostra original foram suprimidas para preservar o sigilo dos seus dados.

Tabela 7 - Comparativo da amostra de dados utilizada em relação da população de agroindústrias em cada região do Brasil na safra 2012/13

Região	Moagem (milhões toneladas)			Usinas (quantidade)		
	Amostra	População ¹	%	Amostra	População ²	%
Tradicional	74	371	20%	36	202	18%
Expansão	53	162	33%	26	113	23%
Nordeste	5	55	10%	5	74	7%
BRASIL	133	588	23%	67	389	17%

Fonte: Elaborado utilizando PECEGE (2013), ¹UNICA (2014), ²Brasil (2013)

Figura 10 - Distribuição das empresas analisadas por unidade federativa do Brasil
Fonte: Baseado em dados de PECEGE (2013)

Já a Tabela 8 apresenta, em destaque a distribuição estadual, considerando as subdivisões do estado de São Paulo, da produção de cana e número de usinas da amostra e da população existente de empresas na safra 2012/13.

Tabela 8 - Comparativo da amostra de dados utilizada em relação da população de agroindústrias em cada região do Brasil na safra 2012/13

UF	Produção (milhões t)			Número de usinas		
	Amostra	População	% Amostra	Amostra	População	% Amostra
AL	2,2	23,5	9%	2	23	9%
PE	3,3	13,6	24%	3	18	17%
GO	18,7	52,7	35%	10	37	27%
MG	13,5	51,8	26%	8	40	20%
MS	13,6	37,3	36%	6	22	27%
MT	7,6	16,3	47%	2	9	22%
PR	7,6	39,7	19%	8	30	27%
SP	66,7	329,9	20%	28	167	17%
Araçatuba	8,5			4	33	12%
Assis	7,8			3	18	17%
Catanduva	14,2			6	28	21%
Jaú	8,9			4	28	14%
Piracicaba	8,8			4	26	15%
Sertãozinho	18,5			7	34	21%
Outros	0	23,7	0%	0	43	0%
Brasil	133,1	588,5	23%	67	389	17%

Fonte: Elaborado utilizando PECEGE (2013), UNICA (2014) e Brasil (2013)

4.2.1 Dados usados como entrada do modelo empírico

Uma caracterização dos valores utilizadas no modelo empírico desse trabalho é apresentada nas Figuras 11 a 19, as quais destacam o limite inferior, limite do primeiro quartil, mediana e limite do terceiro quartil de cada variável para os estados com mais de 3 usinas na amostra. Os valores máximos não foram apresentados para evitar a identificação de usinas muito grandes.

As Figuras de 11 a 13 destacam os valores dos *inputs* do modelo empírico, respectivamente, área de produção de cana, compra de ATR de terceiros e número de funcionários da usina na indústria e administração.

Figura 11 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil das áreas de produção de cana, *input X1*, utilizada pelas usinas da amostra, agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 12 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil da quantidade de ATR, *input X2*, comprada de terceiros pelas usinas da amostra, agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 13 – Representação do valor mínimo, 1º quartil, mediana e 3º quartil da quantidade de funcionários industriais e administrativos, *input* X3, contratados pelas usinas da amostra, agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

As Figuras de 14 a 16 destacam os preços pagos pelos *inputs* supracitados. Essencialmente os dados da Figura 14 destacam os maiores valores pagos pelo arrendamento de terras em São Paulo e Paraná, estados da região Tradicional, e os valores mais baixos pagos pela terra em Pernambuco, na região Nordeste. Já a Figura 15 destaca o maior preço pago pelo ATR da cana no Nordeste, exemplificado por Pernambuco, em relação a região Centro-Sul. Em relação aos salários, a Figura 16 destaca a grande amplitude de valores pagos. Em São Paulo e Goiás, por exemplo, os salários pagos pelas usinas do terceiro quartil são quase o dobro dos menores salários pagos pelas usinas desses mesmos estados.

Figura 14 – Representação do valor mínimo, 1º quartil, mediana e 3º quartil dos preços de arrendamentos da terra, P1 do *input* X1, pagos pelas usinas da amostra, agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 15 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil dos preços do ATR, preço P2 do *input* X2, pagos pelas usinas da amostra a terceiros, agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 16 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil dos salários anuais, preço P3 do *input* X3, pagos pelas usinas da amostra agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Por fim, das Figuras 17 a 19 representam os valores de *output* produzidos pelas usinas em cada estado. Na Figura 17, representativa da produção de açúcar, na forma de ART recuperado pelas indústrias, destacam-se a característica de produção do estado de Goiás, onde até o valor da mediana, as usinas não produzem açúcar, ou seja, priorizam a produção de etanol, como representa a Figura 18. Avaliando novamente o estado de Goiás, é interessante observar que o estado é o que apresenta a maior mediana de valores na produção de etanol, no entanto, não é o estado com

maiores medianas nem na Figuras 11, área de terras e nem na Figura 12, ART comprado de terceiros. Consequentemente, compreende-se que as usinas desse estado priorizam a alocação de uma parte proporcionalmente maior dos seus *inputs* para a produção de etanol. Em relação a geração de energia elétrica para comercialização, Figura 19, nota-se que essa atividade ainda é incipiente para a amostra de usinas de estados como Paraná e Pernambuco, onde essas agroindústrias possuem a característica de serem mais antigas e adotam tecnologias menos avançada.

Figura 17 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil do ART recuperado como açúcar, *output* Y1, das usinas da amostra agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 18 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil do ART recuperado como etanol, *output* Y2, das usinas da amostra agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 19 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil da energia vendida, *output* Y3, das usinas da amostra agrupadas por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

4.2.2 Critérios de classificação dos grupos de dados

Especificamente sobre a questão de tecnologia das usinas, nesse trabalho definiu-se um critério simplificado, para a classificação das usinas em classes de tecnologia tradicional ou tecnologia avançada, para a etapa de produção agrícola e para etapa de produção industrial. O objetivo desse critério foi definir uma regra de classificação para a o cálculo dos grupos de eficiência econômica por tecnologia, tal como apresentado na Figura 9.

Para que a definição de um critério de classificação de tecnologia baseada em um pequeno número de informações, optou-se por utilizar, novamente, exclusivamente o banco de dados disponível com as informações do questionário descrito no Anexo A. Dessa forma, definiu-se que a regra para classificação de tecnologia agrícola de produção seria baseada nos níveis de mecanização das operações de plantio de cana e de colheita, uma vez que esses indicadores têm sido consistentemente mensurados em função da sua evolução de mecanização nos anos recentes. As Figuras 20 e 21 apresentam as estatísticas de mecanização respectivamente de colheita e plantio, detalhadas para os estados com mais de duas usinas na amostra.

A partir da análise dos dados, definiu-se o valor aproximado da mediana de nível mecanização das operações de colheita e plantio como regra de classificação do nível de tecnologia agrícola. Especificamente, definiu-se que as agroindústrias que

possuírem nível de colheita mecanizada superior a 75% e nível de colheita mecanizada superior a 50% seriam classificadas como usinas com tecnologia agrícola avançada. Caso essas duas condições não fossem atendidas a agroindústria foi classificada como usuária de nível de tecnologia tradicional. A Figura 22 apresenta o resultado da classificação dos níveis de tecnologia agrícola de cada estado e região com dados presentes na amostra. Ressalta-se na Figura 22 a grande participação de uso de tecnologia agrícola avançada na região Expansão e nenhum uso de tecnologia avançada na região Nordeste.

Figura 20 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana, e máximo da colheita mecanizada de cana agrupada por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 21 – Representação do valor mínimo, do primeiro quartil, mediana, e máximo da colheita mecanizada de cana agrupada por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 22 – Distribuição das classes de tecnologia agrícola da amostra agrupada por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Em relação a definição da tecnologia industrial considerou-se como usuárias de tecnologia avançada as usinas que produziram uma quantidade de bioeletricidade por tonelada de cana processada superior a 50 kWh/t. Esse indicador foi estimado com base no levantamento de dados e entrevistas apresentados por Danelon et al (2013) para avaliar o mercado de geração de bioeletricidade e consumo de bagaço nas safras 2012/13 e 2013/14 na região de Expansão. Segundo os autores, produções de eletricidade superiores a 50 kWh/t de cana processada começam a caracterizar usinas com equipamentos modernos de cogeração de bioeletricidade, ou seja, usinas de tecnologias mais avançadas em um dos processos industriais mais relevantes para as agroindústrias. Seguindo esse critério, observa-se os indicadores de distribuição da produção estadual de bioeletricidade por tonelada de cada processada representada na Figura 23. Enquanto a Figura 24 apresenta a distribuição de classes de tecnologias industrial empregada pelas usinas da amostra. Destaca-se dessa última figura novamente a região Nordeste com uso de 100% de tecnologia tradicional. Além disso, a região Expansão permanece como a de maior participação do uso de tecnologias avançadas. Entretanto, a intensidade de uso de tecnologias industriais classificadas como avançadas é menor que a participação de uso de tecnologias agrícolas avançadas na amostra.

Ainda em relação a critério de tecnologia, utilizou-se os dados da Figura 17 para criar dois grupos de classificação de tecnologia no que diz respeito a produção de açúcar. Isto é, usinas com 0% de produção de açúcar foram classificadas como

agroindústrias sem tecnologia de produção de açúcar, enquanto as demais agroindústrias foram classificadas como com tecnologia de produção de açúcar.

Figura 23 – Distribuição da produção de bioeletricidade por tonelada de cada processada da amostra agrupada por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Figura 24 – Distribuição das classes de tecnologia industrial, por estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Três outros critérios de classificação das usinas avaliadas foram definidos para criação dos grupos especificados na Figura 9. Dois critérios foram de classificação em função da organização corporativa das empresas. Primeiramente classificou-se as empresas em, ou grupos controlados por investidores nacionais, ou grupos controlados por investidores estrangeiros. Além disso, classificou-se as usinas como pertencentes ou não a grandes grupos de processamento de cana-de-açúcar. A definição de grande grupo consistiu na usina ser de propriedade de um grupo empresarial que processa mais do que 8 milhões de toneladas de cada por safra. Esse

número foi considerado pois se refere, aproximadamente, a capacidade de processamento anual de cana-de-açúcar da maior agroindústria sucroalcooleira brasileira. Dessa forma, para uma usina ter sido classificada como pertencente a um grande grupo de processamento de cana-de-açúcar, necessariamente, essa usina deve pertencer a um grupo que possui pelo menos 2 usinas com capacidade de processamento anual consideradas altas, pois estão acima da capacidade de moagem de 75% das usinas de cada estado, como destaca a Figura 25.

Figura 25 – Apresentação dos limites do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil de moagem das usinas da amostra para cada estado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Os dados necessários para a classificação do grupo proprietário das usinas e se os investidores eram, majoritariamente de capital nacional ou estrangeiro, foram obtidos a partir das descrições de cada empresa disponível no banco de dados do PECEGE. Da mesma forma, foram também obtidas informações sobre a atualização tecnológica recente da indústria definida pelo fato da usina ter sido construída nos últimos 10 anos ou a mesma sido objeto de investimentos recentes para sua atualização tecnológica.

Detalhes específicos sobre o caso individual de cada empresa serão restritos as bases de dados utilizadas para o cálculo do modelo empírico a qual está disponível no Anexo C.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Resultados e testes dos diferentes modelos avaliados

Como destacado no capítulo anterior, a primeira etapa para geração das diferentes combinações de especificações de modelo da Tabela 8, cujos resultados de distribuição de eficiência técnica são apresentados na Figuras 26 e 27. A primeira figura apresenta as distribuições das eficiências no formato de diagrama de *boxplot*, enquanto a última indica a frequência acumulada dos indicadores de eficiências técnicas observadas em cada modelo testado.

Figura 26 – Diagramas *box-plot*¹⁰ de apresentação dos resultados de eficiência técnica das diferentes especificações de modelos empíricos testados

¹⁰ Todos os diagramas apresentados como *box-plot* nesse trabalho usaram como limite inferior o valor mínimo e o valor superior o valor máximo para conseguir representar todos os dados da amostra. Dessa forma, não foi utilizada a recomendação de cálculo de limite superior como 1,5 vezes o intervalo entre 1º quartil e 3º quartil adicionada ao valor do 3º quartil e de limite inferior como o 1º valor quartil subtraído do intervalo anterior.

Figura 27 – Frequência acumulada dos resultados de eficiência técnica das diferentes especificações de modelos empíricos testados

A Tabela 9 apresenta as conclusões dos testes de hipótese sobre igualdade de resultados de diferentes especificações de modelos para 5% de nível de significância do teste. Como o teste paramétrico assintótico proposto por Bogetoft e Otto (2011, p. 159) com base em Banker (1993) e o teste de Kolmogorov-Smirnov não rejeitaram todas as hipóteses de igualdades dos modelos avaliados, pelo princípio de parcimônia, se optou por o modelo mais simples o qual refere-se a formulação B2.

Tabela 9 – Conclusões dos testes de hipótese das especificações do modelo empírico

Hipótese/Teste	Assintótico ¹	Kolmogorov-Smirnov	Kruskal-Wallis
H0: A0=B0	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita
H0: A1=B1	Não rejeita	Não rejeita	Rejeita
H0: A2=B2	Não rejeita	Não rejeita	Rejeita
H0: B0=B1	Não rejeita	Não rejeita	Rejeita
H0: B0=B2	Não rejeita	Não rejeita	Rejeita
H0: B1=B2	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita

¹ Os dois testes paramétricos assintóticos propostos por Bogetoft e Otto (2011, p. 160)

Uma vantagem da utilização da especificação de modelo B2 refere-se a criação de um modelo com maior poder de discriminação dos resultados das DMU, característica buscada pela maior parte dos critérios de seleção de variáveis. Como se observa na Figura 26, essa especificação é que possui a maior amplitude dos resultados e a de menor concentração de DMUs próximas ao valor 100%. Isto é, nota-

se que apenas o modelo B2 possui um intervalo entre o valor máximo e o terceiro quartil.

Escolhido o modelo característico, prosseguiu-se aos testes de hipótese sobre a natureza dos rendimentos a escala dos modelos B2, ou seja, a avaliação de existência de rendimentos constantes ou variáveis a escala, para, em seguida, realizar a avaliação sobre retornos crescentes ou decrescentes a escala. A Figura 28 apresenta as distribuições, no formato de diagrama de *box-plot*, dos resultados de eficiência dos modelos avaliados enquanto a figura 29 apresenta a frequência acumulada dos resultados das eficiências técnicas das DMUs calculas em cada modelo.

Figura 28 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiência técnica sobre a natureza de rendimentos a escala dos modelos empíricos testados

Figura 29 – Frequência acumulada dos resultados de eficiência técnica das diferentes especificações de natureza de retorna a escala dos modelos testados

Utilizando o teste de hipótese de avaliação dos rendimentos a escala proposto por Bogetoft e Otto (2011, p.183) não rejeita-se a hipótese de que o modelo com retornos constantes a escala é o de melhor especificação para o problema avaliado. O teste de Kolmogorov-Smirnov corrobora essa decisão ao não rejeitar a hipótese de diferença entre esse os resultados gerados por esse modelo e o conjunto de dados do resultado gerado por um modelo de especificação com rendimentos variáveis a escala. Novamente, baseando-se no princípio da parcimônia, considera-se o modelo de especificação mais simples, considerando retornos constantes a escala, o qual não incorpora as equações (19) e (29), como o recomendado para especificação do problema. Os mesmos resultados são obtidos nos testes realizados para especificações de modelo com retornos não crescentes a escala. Para especificação de modelo com retornos não decrescentes, os resultados são os mesmos tanto utilizando os testes de Kolmogorov-Smirnov como Kruskal-Wallis.

5.2 Resultados do modelo escolhido e discussão sobre resultados das usinas

Especificado, portanto, que o melhor modelo para o cálculo da eficiência técnica para a amostra de dados é o B2 considerando especificação de rendimentos constantes a escala, parte-se para a estimação dos resultados de eficiência econômica e alocativa considerado nesse trabalho como o mais adequado para a representação do cálculo da eficiência das usinas brasileiras na safra 2012/13. A figura 30 introduz uma análise simplificada da distribuição de resultados nos índices e eficiência econômica, alocativa e técnica mensurado.

Figura 30 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiência técnica sobre a natureza de rendimentos a escala dos modelos empíricos testados

O primeiro destaque dos resultados refere-se a amplitude dos indicadores de eficiência alocativa ser maior do que a amplitude das medidas de eficiência técnica. Comparativamente a eficiência alocativa calculada possui maior mediana e valor médio também maior que a eficiência técnica, 74,2% contra 71,8%. No entanto, a primeira medida de eficiência destaca-se como o indicador com maior variabilidade em relação ao segundo. A Figura 31 ao apresentar os valores de frequência acumulada das medidas de eficiência, reitera a análise sobre dispersão dos resultados. Como o indicador de eficiência econômica é a composição dos dois indicadores anteriores, logo, a eficiência econômica é a de maior amplitude e menor valor médio, 52,7%, das medidas estimadas para as usinas analisadas.

A interpretação inicial dos resultados das medidas de são as de que as usinas possuem potencial de incorporar ganhos a sua produção, em magnitude semelhante, seja do ponto de vista de melhor rendimento de uso dos seus *inputs*, seja da melhor alocação da proporção dos fatores de produção em função dos preços observados.

Apesar dos potenciais de melhoria de eficiência técnica, ou seja, melhor rendimento de uso fatores, serem maiores, é na melhor gestão na alocação dos fatores em relação aos preços onde mais usinas possuem potencial de ganhos de mais intensos. Como destaca a Figura 31, quase 20% das usinas avaliadas possuem eficiência alocativa abaixo de 50%, ou seja, podem diminuir sua *proxy* de custos pela metade, considerando apenas a melhor proporção de alocação do uso dos *inputs*.

Figura 31 – Frequência acumulada dos resultados de eficiência das usinas

Os resultados individuais de eficiência de cada usina são apresentados no Anexo E, onde também se apresenta, na Tabela 18, os resultados dos vetores de ponderações das usinas usadas como referência para mensuração de eficiência técnica e econômica. O vetor λ_u de cada usina u utilizado na especificação dos modelos nas equações (16), (17), (26) e (27) referem-se as restrições de uso dos fatores de produção. Destaca-se que apenas usinas consideradas padrão de referência para o cálculo de eficiência da usina u , ou seja, as usinas na fronteira de produção possuem valores que podem ser diferentes de zero no vetor λ_u .

Destaca-se nos resultados que apenas 4 usinas são consideradas eficientes do ponto de vista da eficiência técnica¹¹, ou seja, possuem índice de 100%. Além disso, apenas 1 usina é considerada como eficiente do ponto de vista da eficiência econômica, logo, também da eficiência alocativa. A Tabela 10 apresenta os detalhes sobre as medidas de eficiência de cada usina eficiente, assim como, seus respectivos dados de *input*, *output* e níveis de preços.

Tabela 10 – Detalhamento de medidas de eficiência e índices de quantidade de *inputs*, *outputs* e preços das usinas consideradas eficientes

Usina	Região	Eficiência Econômica	Eficiência Alocativa	Eficiência Técnica	X1	X2	Y1	P1	P2
15	Tradicional	36,1%	36,1%	100,0%	2	952	428	778	846
18	Tradicional	100,0%	100,0%	100,0%	189	0	207	689	876
43	Expansão	83,7%	83,7%	100,0%	381	143	613	412	829
66	Tradicional	36,9%	36,9%	100,0%	0	731	326	886	927

Na Tabela 10, primeiro destaca-se que 3 das 4 usinas eficientes são localizadas na região Tradicional, 1 na Expansão e nenhuma usina da região Nordeste. Além disso, chama a atenção que 1 usina (18) consome apenas o insumo X1 (Terra), outra (66) consome apenas o insumo X2 (ATR de terceiros). A usina 43, destaca-se como a de maior produção de cana dividida pela área total cultivada da amostra apresentada na Figura 32. Consequentemente, a usina 43 é a que consome a menor quantidade de terras, *input* X1, para recuperar ART em forma de produtos, *output* Y1. Em função

¹¹ No anexo E se observa 5 usinas com eficiência técnica de 100%, entretanto isso se deve ao arredondamento para a apresentação dos dados de porcentagem sem casas decimais. A eficiência técnica da usina 67 é na verdade de 99,6%.

dessa característica, essa usina é a mais utilizada como padrão de referência para cálculo da eficiência econômica das demais usinas. Isto significa que é a usina mais recorrente para cálculo da combinação linear que dá origem aos pontos de projeção das demais usinas na fronteira de eficiência de produção a qual é apresentada na Figura 33. Um total de 59 usinas, ou seja, 88% da amostra utiliza valores de ponderação (λ_u) da usina 43, como pode ser analisada em mais detalhes na tabela 18 do Anexo E e verificada da grande concentração de usinas próximas dos seguimentos de reta formados pela usina 18 e 43 e a usina 15 e 43.

Figura 32 – Indicador mínimo, 1º quartil, mediana, 3º quartil e máximo da produção de cana por hectare cultivado das usinas da amostra

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da base de dados PECEGE (2013)

Sobre a usina 15 há a característica de ser a segunda que compra a maior quantidade de ART de terceiros de toda amostra, índice 952 para o *input* X2. Além disso, é a usina de referência para a projeção de eficiência de 72% das usinas da amostra, perdendo em importância apenas para a usina 43. Curiosamente, a usina que mais compra ART de terceiros é identificada como 67 e apresentou 99,6% de índice de eficiência técnica. Aliás, tanto usinas 15, 66 e 67 estão distribuídas muito próximas na Figura 33.

Figura 33 – Isoquanta representativa da fronteira de produção da amostra (segmentos de reta em preto) e distribuição das quantidades de *inputs* relativos a produção total consumida por cada usina da amostra analisada (pontos)

Quando se compara os resultados das usinas eficientes com os resultados médios da amostra completa ou segmentada por região, como destaca a Tabela 11, note-se que 2 das usinas consideradas tecnicamente eficientes, a 18 e 66, possuem produção de ART recuperado, um indicador mais simples de escala, abaixo dos valores médios da amostra total e de sua respectiva região. Já outras duas usinas tecnicamente eficientes (15 e 43) possuem produção de ART recuperado superior ao valor médio de suas respectivas regiões. Interessante observar que essas duas usinas são as mesmas que fazem uso combinado dos insumos X1 e X2, ou seja, nenhum desses insumos possui valor igual a zero.

Tabela 11 – Detalhamento das médias observadas das medidas de eficiência e índices de quantidade de *inputs*, *outputs* e preços das usinas analisadas

Região	Eficiência Econômica	Eficiência Alocativa	Eficiência Técnica	X1	X2	Y1	P1	P2
Tradicional	57,1%	78,7%	74,0%	313	334	419	806	870
Expansão	51,6%	72,9%	72,0%	373	249	420	485	857
Nordeste	26,6%	48,2%	54,9%	223	165	217	311	961
Brasil	52,7%	74,2%	71,8%	330	289	404	645	872

Um resumo das ações individuais recomendadas para que cada usina se torne eficiente do ponto de vista econômico e, conseqüentemente, do ponto de vista técnico, é apresentado no Quadro 5 disponível no Anexo F. As recomendações referem-se a análises sobre a modificação do uso dos seus fatores de produção das usinas com o objetivo de gerar melhorias em seus níveis de eficiência. O resumo do grupo de ações a serão tomadas e quantidades de usinas que deveriam realizá-las, é destacado na Tabela 12. Destaca-se que os valores dessa tabela foram calculados a partir da estimativa dos valores limitantes das restrições das equações (26) e (27) cuja operação de cálculo pode ser feita pelo produto do vetor de pesos de ponderação de cada usina representativa para a usina em análise, apresentados no Anexo E, e as quantidades de *inputs* dessas agroindústrias representativas. Uma vez estimado o valor ótimo de uso do fator, ou seja, o valor do termo limitante da restrição, fez-se a divisão entre a quantidade de uso ótima de cada *input* e a quantidade efetivamente utilizada.

Tabela 12 – Participação do tipo de recomendação a ser tomada pelas usinas para melhoria do seu índice de eficiência econômica

#	Descrição das recomendações	Brasil	Tradicional	Expansão	Nordeste
1	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.	58%	61%	50%	80%
2	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.	33%	28%	42%	20%
3	- Não há necessidade de modificações	1%	3%	0%	0%
4	- Reduzir quantidade usada de terra	3%	0%	8%	0%
5	- Reduzir quantidade usada de terra; - Aumentar a compra de ATR.	5%	8%	0%	0%
TOTAL		100%	100%	100%	100%

Como resultado principal da Tabela 13 nota-se a predominância da recomendação #1 para 58% das usinas brasileiras e 80% das usinas Nordestinas. Essa recomendação refere-se a reduzir as quantidades demandadas de ambos fatores de produção analisados. Ou seja, essencialmente, refere-se a necessidade de melhor eficiência técnica do uso desses dois fatores. Ainda nessa recomendação, considerando o ponto ótimo de produção, há a sugestão para intensificação na proporção de uso da terra em relação a quantidade comprada de ATR de terceiros. Isto significa que há uma substituição líquida do uso do fator ATR comprado pelo fator terra, identificando, portanto, a influência da eficiência alocativa. Essa mesma influência ocorre de maneira mais explícita na recomendação #2, pois observa-se claramente a ação de redução de compra de ATR e aumento de uso de áreas de terra para produção de cana, ou seja, intensificação do nível de verticalização da produção de cana e, conseqüentemente, de ATR das agroindústrias. Considerando em conjunto as recomendações #1 e #2 respondem por 91% da amostra de usinas brasileiras e 100% das usinas nordestinas.

As demais recomendações são bastante específicas para casos da usina 18, a única considerada eficiente para a mensuração de eficiência econômica. Das usinas com produção totalmente verticalizada de cana que necessitam aumentar sua eficiência técnica de produção, caso das usinas 29 e 31. Ou as usinas também com produção verticalizada e altos níveis de eficiência alocativa (usinas 47 e 48) mas que necessitam de ajustes de alocação dos fatores, pois contam com relação entre os preços relativos mais altos entre terra e valor pago pelo ATR de terceiros, logo sua

proporção de uso de fatores ideal pode ser projetada na Figura 33 como comparável ao ponto da fronteira de eficiência indicado pela usina 43 ao invés da usina 18.

Os resultados das recomendações de ações extraídos da análise do modelo de forma simples indicam que a ação a ser toda pela maioria das usinas deve ser buscar práticas de produção que façam menor uso do fator terra, em outras palavras, aumentar sua produção por hectare de canavial cultivado para a produção. Uma vez obtido esse resultado, o passo seguinte é o de intensificar a verticalização da produção de cana pela própria agroindústria.

Esses resultados são contrastantes com a recomendação de PECEGE (2013) sobre o levantamento da safra 2012/13 que indicava a maior vantagem econômica na opção por compra de cana a sua produção em áreas próprias. Esses resultados devem ser comparados que o definido cuidado de considerar que os resultados de PECEGE (2013) se baseiam em recomendações de curto prazo, considerando o valor médio de uso de fatores de produção de empresas que não estão atuando sobre a fronteira de produção estimada para o setor sucroenergético brasileiro. Por outro lado, os resultados apresentados nesse trabalho são baseados na hipótese de empresas atuando em níveis eficientes de uso da terra e ATR, ou seja, alocação e transformação eficiente de fatores de produção em produtos seguindo as referências das DMUs 15, 18, 43 ou 66 (vide Figura 33) . De forma simplificada isso significa um aumento médio de eficiência técnica de quase 40% das empresas não eficientes, ou seja, a proporção necessária de aumento da eficiência técnica atual para que todas usinas, em médias, se tornem eficientes.

Uma vez que as usinas se tornem eficientes tecnicamente, ou de forma simples, possam atingir melhores usos e transformação dos seus fatores de produção em produtos, as proporções entre os preços da terra e ATR, indicam vantagem no sentido de intensificação da produção de cana própria. Dizendo de outra forma, em uma análise de longo prazo, considerando aumento da produtividade de uso da terra e do ATR, aos níveis de preços observados, será melhor opção uma verticalização da produção em relação aos níveis atuais. Como destaca Coelli (2005), muitos autores são céticos a essa interpretação de eficiência alocativa pois projeções de longo prazo estão sendo feitas considerando os níveis de preços atuais observados no mercado de terra e cana. Enquanto, na verdade, a avaliação deveria ser feita por meio de uso de preços futuros esperados. Como destaca PECEGE (2013), em níveis de preços

reais, a safra 2012/13 ao apresentar baixa produtividade agrícola, gerou como consequência altos custos de produção de cana que foram incorporados aos preços dos ATR e terra. Dessa forma, a expectativa mais provável para condições de maiores eficiências na indústria sucroenergética será a de redução nos preços do ATR.

Em resumo, reitera-se que as recomendações sobre a análise da eficiência econômica devem ser consideradas, como de longo prazo, em que, a primeira etapa, refere-se a busca por aumento de eficiência no uso da terra e do ATR. Reitera-se

5.3 Testes dos grupos de resultados

Deixando a análise específica de cada usina individualmente e passando para os resultados de análises dos modelos de agrupamentos, inicialmente apresenta-se na Figura 34 os resultados gráficos de *box-plot* das eficiências técnicas mensuradas para as usinas das diferentes regiões brasileiras.

Figura 34 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiência econômica (a) e técnica (b) das usinas nas regiões do Brasil

A aplicação dos testes paramétricos assintóticos e dos testes não paramétricos de Kolmogorov-Smirnov e Kruskal-Wallis geram como conclusão a rejeição da hipótese de igualdade entre as eficiências técnica e econômica das usinas da região Centro-Sul das usinas do Nordeste. No entanto, esses mesmos testes, geram conclusão de igualdades entre os resultados de eficiências das duas regiões do Centro-Sul.

A apresentação dos mesmos resultados de eficiência, agrupados por estado da federação é destacada na Figura 35. Enquanto a Tabela 13 apresenta as conclusões dos testes de hipótese de comparação da eficiência de cada estado, com mais de 3 usinas, considerando nível de significância dos testes de 5%. As conclusões

dos testes são inconclusivas sobre as diferenças de eficiência entre as usinas de cada estado.

Figura 35 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica (a), técnica (b) e alocativa das usinas por estado da federação

Tabela 13 – Conclusões dos testes de hipótese sobre igualdade dos níveis de eficiência para as usinas de diferentes estados

Hipótese/ Teste	Eficiência Econômica		Eficiência Técnica		Eficiência Alocativa	
	Assintótico	KS ¹	Assintótico	KS ¹	Assintótico	KS ¹
H0: SP=MG	Não rejeita	Rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Rejeita	Rejeita
H0: SP=GO	Rejeita	Não rejeita	Rejeita	Não rejeita	Rejeita	Não rejeita
H0: SP=PR	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita
H0: SP=MS	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Rejeita
H0: MG=GO	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita
H0: MG=PR	Não rejeita	Rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita
H0: MG=MS	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Rejeita
H0: GO=PR	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita
H0: GO=MS	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Rejeita	Não rejeita
H0: PR=MS	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita

¹Sigla para Kolmogorov-Smirnov

Os próximos testes de avaliações de diferenças entre grupos de usinas foram desenvolvidos a partir das seguintes classificação sobre as tecnologias adotadas pelas agroindústrias. As considerações sobre tecnologia foram:

- Se a usina possui tecnologia de produção de açúcar;
- Se a usina adota tecnologia avançada agrícola tradicional ou avançada;
- Se a usina adota tecnologia avançada industrial tradicional ou avançada;
- Se a usina a usina pode ser considerada como nova ou antiga. A definição de usina nova foi dada as unidades construídas nos últimos 10 anos ou que passou por atualização tecnológica relevante no mesmo período;

As Figuras 36 a 39 apresentam o digrama de *box-plot* com objetivo de sintetizar as estatísticas dos resultados e iniciar uma comparação visual dos resultados entre cada grupo. De forma sintética, destacam nos resultados os valores de mediana para todos os grupos comparados. Além disso, todos grupos de empresas caracterizados como de uso avançado de tecnologia agrícola, industrial ou uma usina considerada nova, apresentam menores amplitudes dos seus resultados de eficiência.

Em relação a tecnologias industriais e usinas novas, há uma primeira percepção de resultados de eficiência alocativa e econômica mais altos para os grupos de tecnologia avançado e nova. Já na questão de tecnologia de produção de açúcar, destaca-se que as usinas que produzem açúcar tendem a apresentar uma

amplitude, mediana e terceiro quartil de índice de eficiência técnica e alocativa, inferior aos das usinas que não produzem açúcar.

Entretanto todos os testes não paramétricos realizados (Kruskal-Wallis, Kolmogorov-Smirnov) e os testes paramétricos assintóticos, rejeitam a hipóteses de diferença ente qualquer dos grupos de usinas classificados por tecnologia.

Figura 36 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas que produzem e não produzem açúcar

Figura 37 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com seu nível de tecnologia agrícola (Tradisional ou Avançada)

Figura 38 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com seu nível de tecnologia industrial (Tradicional ou Avançado)

Figura 39 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com sua construção ou reforma recente (Antiga ou Nova)

Por fim, as usinas foram agrupadas como sua organização empresarial, isto é, da seguinte forma:

- Se a usina pertence a um grande grupo processador de cana-de-açúcar ou se pertencer a um pequeno grupo;
- Se a usina é controlada por um grupo estrangeiro ou nacional.

Os resultados de distribuição da eficiência de cada grupo são apresentados nas Figuras 40 e 41. Na Figura 40 destaca-se como característica principal a menor amplitude de resultados de eficiência das usinas pertencentes a grandes grupos. Ou seja, essas empresas, aparentemente, possuem práticas de produção e sistemas de gestão empresarial mais homogêneos, seja das atividades de produção técnica, seja do planejamento comercial de aquisição de fatores de produção. Interessante observar que as usinas consideradas “Grandes” apresentaram resultados de usinas na mediana e terceiro quartil inferiores as usinas pequenas na questão de eficiência técnica, enquanto a situação se inverteu para a eficiência alocativa. Ou seja, aparentemente esse resultado pode verificar que as usinas maiores possuem melhor planejamento comercial, representado pela eficiência alocativa, mas piores resultados na utilização dos fatores de produção, representado pela eficiência técnica.

No entanto, essas análises não são confirmadas pelos testes paramétricos e não-paramétricos já citados anteriormente, uma vez que todos não rejeitam a hipótese de igualdade dos valores de eficiência dos dois grupos.

Figura 40 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com a característica do grupo empresarial que o controla (Grande ou Pequeno)

Em relação a análise de eficiência quanto a origem do grupo controlador da usina, se nacional ou se estrangeiro, representado na Figura 41, nota-se que as usinas controladas por grupos estrangeiros apresentam melhor eficiência técnica no uso dos

fatores de produção, mas piores resultados de eficiência alocativa do que os grupos nacionais. Ou seja, inverte-se a análise anterior a respeito de grupos “Grandes” e “Pequenos”, o que inicialmente espera-se que fosse semelhante. De qualquer forma, assim como nos resultados de propriedade anteriores, essas análises não são confirmadas pelos testes paramétricos e não-paramétricos que não rejeitam a hipótese de igualdade dos valores de eficiência dos dois grupos em todos os casos.

Figura 41 – Diagramas *box-plot* de apresentação dos resultados de eficiências econômica, técnica e alocativa para grupos de usinas de acordo com a característica do grupo empresarial que o controla (Nacional ou Estrangeiro)

6 CONCLUSÕES

As conclusões do trabalho são de que há potencial de aumento de 47 pontos percentuais (p.p.) na eficiência econômica das usinas brasileiras considerando os resultados da safra 2012/13. Isso significa o mesmo que um potencial de ganho de 90% em relação aos níveis de eficiências atuais. É importante destacar que essa mensuração de eficiência diz respeito apenas a ganhos potenciais considerando as práticas de produção agroindustriais analisadas e executadas durante a safra avaliada. Destaca-se que o potencial de ganhos de eficiência pode ser ainda maior caso nenhuma das empresas analisadas na safra analisada atinja as produtividades potenciais teóricas, tais como, as calculadas por Marin (2014) para produtividade agrícola.

Ganhos de eficiência podem ocorrer em razão de melhorias, em ordem de importância, na eficiência técnica, na eficiência de alocação dos fatores de produção e na eficiência de escala. A eficiência técnica média das empresas avaliadas foi de 72% enquanto a eficiência de alocação foi 74%. Isso significa que a melhor alocação dos fatores de produção: área dedicada à produção de cana pela própria agroindústria e a quantidade total de ATR adquirida de produtores possuem o mesmo potencial de impacto no ganho de eficiência que pode ser obtido em função de ganhos conjuntos de aumento de produtividade. Apesar da eficiência de gerenciamento do uso dos fatores de produção (eficiência alocativa) possuir o mesmo nível de importância que a busca por ganhos de produtividade (eficiência técnica), é na gestão das empresas, item de maior variabilidade das medidas de eficiência, onde se pode mais efetivamente buscar melhorias por meio da comparação de práticas de produção.

Em relação a potenciais ganhos de eficiência de escalas de produção observou-se retornos constantes a escala de produção para agroindústrias.

O modelo proposto nesse trabalho para a mensuração da eficiência das agroindustriais sucroenergéticas brasileiras contribui com a incorporação da divisão entre a análise de eficiência técnica, econômica e de escala. Além disso, contribuições adicionais referem-se a aplicação do modelo proposto a um conjunto de dados primários abrangente sobre características de ambiente, tecnologia, produções e sistemas de produção empresariais o qual é detalhadamente descrito ao longo do trabalho.

Uma das vantagens da simplicidade do modelo proposto refere-se a potencial fácil aplicação por agentes interessados em utilização de rankings de classificação e comparação entre as usinas sucroenergéticas.

As conclusões desse trabalho são comprometidas uma vez que se respaldam nas análises de resultados de apenas uma única safra canavieira, assim como, pela simplificação nas comparações sobre tecnologia e uso de variáveis para descrição de ambiente. Além disso, as análises são baseadas no modelo DEA baseado na orientação de insumo cujo viés de análise refere-se a minimização de custos. A limitação de disponibilidade de dados completos para um período mais amplo também evita a possibilidade de ampliação das análises dos modelos avaliados. Ademais, as análises sobre produção de eletricidade foram prejudicadas em função do critério de orientação utilizado para o desenvolvimento do modelo.

Recomenda-se como propostas de trabalhos futuros que possam complementar às discussões do tema desse trabalho: i) aplicação da metodologia de pesquisa para um horizonte de tempo que considere, pelo menos, um ciclo completo de produção de cana-de-açúcar; ii) busca por aumento do número de usinas avaliadas; iii) modificação no modelo para a inclusão de dados sobre preços e quantidades consumidas de fatores de produção agroindustriais tais como, quantidade de trabalho, quantidade de máquinas, quantidade de diesel consumido, quantidade de insumos agrícola consumido, quantidade de peças e equipamentos utilizado; iv) foco na identificação de fatores de produção relevantes para mensuração da eficiência de escala do ponto de vista da utilização do processo industrial; v) validação dos resultados desse trabalho por meio da utilização de metodologia de mensuração de eficiência econômica por meio da técnica da fronteira estocástica tão logo se consiga atingir um número mínimo de observações para garantir a redução da incerteza das medidas, vi) simulações e comparações de resultados gerados em caso de uso do modelo com orientação a produto; e, vii) avaliação dos potenciais ganhos de eficiência obtidos pelo setor em função do fechamento número relevante de unidades agroindústrias desde 2010.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DO PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS – ANP. **Anuário Estatístico 2011**. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/?pg=57890>>. Acesso em: 18 jun. 2012.

AIGNER, D. J.; CHU, S. F. On Estimating the Industry Production. **The American Economic Review**, Nashville, v. 58, n.4, p. 826-839, Sep. 1968.

AIGNER, D. J.; LOVELL, C. A. K. ;SCHMIDT, P. Formulation and estimation of stochastic frontier production function models. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v.6, n.1, p. 21-37, Jul. 1977.

AFRAIT, S. N. Efficiency estimation of production functions. **International Economic Review**, Hoboken, v. 13, n. 3, p. 568-598, Oct. 1972.

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

ARROW, K. J.; CHENERY, H. B; MINHAS, B. S; SOLOW, R. M. Capital-Labor Substitution and Economic Efficiency. **The Review of Economics and Statistics**. Cambridge, v. 43, n.3, p. 225-250, Aug. 1961.

ASMILD, M.; PARADI, J.C.; REESE, D.N.; TAM, F. Measuring overall efficiency and effectiveness using DEA. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 178, p. 305–321, 2007.

BARATA, M. Q. F. **Otimização econômica do corte e reforma de canaviais**. 1992. 119 p. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” da Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1992.

BARNUM, H. N.; SQUIRE, L. Technology and Relative Economic Efficiency. **Oxford Economic Papers - new series**, Oxford, v. 30, n.2, p. 181-198, Jul. 1978.

BANKER, D.R. Estimating most productive scale size using data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v.17, p. 35-44, 1984.

_____. Maximum likelihood, consistency and data envelopment analysis: A statistical foundation. **Management Science**, New York, v. 39, n.10, p. 1265-1273, Oct. 1993

_____. **Report on ANEEL’s Proposal for Electricity Distribution Tariff**. Brasília: ANEEL, 2011. 25 p. Regulation Technical Note No. 101/2011.

BANKER, D.R.; THRALL, R.M. Estimation of returns to scale using Data Envelopment Analysis. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 62, p. 74-84, 1992.

- BANKER, R.D; CHARNES, A.; COOPER, W.W. Some Models for Estimating Technical and Scale Efficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, Hanover, n. 9, v.30, p. 1078-1092, Sep. 1984.
- BANKER, D.R.; COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; THRALL, R.M.; ZHU, J. Returns to scale in different DEA models. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 154, p. 345–362, 2004.
- BATTESE, G.E. FRONTIER Production Functions and Technical Efficiency: A Survey of Empirical Applications in Agricultural Economics. **Agricultural Economics**, Malden, n. 7, v.3-4, p. 185-208, Oct. 1992.
- BATTESE, G. E; RAO, D. S. P. Technology Gap, Efficiency, and A Stochastic Metafrontier Function. **International Journal of Business and Economics**, Taichung, v.1, n. 2, p. 87-93, 2002.
- BERTOLOTO R.F; MELLO J.C.C.B.S. Eficiência de portos e terminais privativos brasileiros com características distintas. **Revista de Literatura dos Transportes**, São José dos Campos, v. 5, n. 2, p. 4–21, 2011.
- BOGETOFT, P.; OTTO, L. **Benchmarking with DEA, SFA, and R**. New York: Springer, 2011. 352 p.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Anuário Estatístico da Agroenergia 2010**. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/desenvolvimento-sustentavel/agroenergia/publicacoes>>. Acesso em: 18 jun. 2012.
- _____. **Relação de instituições cadastradas no departamento de cana-de-açúcar e agroenergia 2012/13**. Disponível em: <[http://www.agricultura.gov.br/arq_editor/file/DesenvolvimentoSustentavel/Agroenergia/Orientacoes_Tecnicas/Usinas%20e%20Destilarias%20Cadastradas/Relação %20de%20cadastradas%2020-12-2013.pdf](http://www.agricultura.gov.br/arq_editor/file/DesenvolvimentoSustentavel/Agroenergia/Orientacoes_Tecnicas/Usinas%20e%20Destilarias%20Cadastradas/Relação%20de%20cadastradas%2020-12-2013.pdf)>. Acesso em: 22 dez. 2013.
- BRASIL. Ministério de Minas e Energia. **Balanço Energético Nacional 2011**: Ano base 2010. Disponível em: <<https://ben.epe.gov.br/benrelatoriofinal2011.aspx>>. Acesso em: 19 jun. 2012.
- BRUNOZI JÚNIOR, A.C; ABRANTES, L.A.; GOMES, A.P.; GONÇALVES, R.M.L. Eficiência produtiva e análise econômica e financeira de usinas de cana-de-açúcar do estado de São Paulo. **Revista Ambiente Contábil**, Natal, v. 4, n. 2, p. 74-92, Dez. 2012.
- CAMARGO JÚNIOR, A.C; OLIVEIRA, M.M.B. Eficiência Econômica no Setor Sucroalcooleiro: uma análise de algumas usinas do estado de São Paulo. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, Lavras, v. 13, n. 3, p. 330-343, Jan. 2011.
- CANO, A; TUPY, O. Eficiência produtiva de usinas de açúcar e álcool do estado de São Paulo. In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, 43., 2005, Ribeirão Preto. **Instituições, eficiência, gestão e contratos no sistema agroindustrial...** Ribeirão Preto: SOBER, 2005. Disponível em:<<http://www.sober.org.br/palestra/2/1073.pdf>>. Acesso em: 22 jun. 2013.

CARLUCCI, F.V. **Aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) para avaliação do impacto das variáveis tamanho e localização na eficiência operacional de usinas de cana-de-açúcar na produção de açúcar e etanol no Brasil**. 2012. 103 p. Dissertação (Mestrado em Administração em Organizações) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão preto, 2012.

CAVAS, J. P.; ALIBER, M. An Analysis of Economic Efficiency in Agriculture: A Nonparametric Approach. **Journal of Agricultural and Resource Economics**, Milwaukee, v. 18, n. 1, p. 1-16, Jul. 1993.

CAZALS, C; FLORESN, J.P.; SIMAR, L. Nonparametric frontier estimation: a robust approach. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v.106, n. 1, p. 1-25, Jan. 2002.

CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA – CEPEA. **Indicadores de preços**: Série de preços mensais de açúcar VHP etanol anidro combustível e etanol hidratado combustível no estado de São Paulo. Disponível em: <<http://cepea.esalq.usp.br/indicador/>>. Acesso em: 4 mar. 2013.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; GOLANY, B. ; SEIFORD, L; STUTZ, J. Foundations of data envelopment analysis for pareto-koopmans efficient empirical production functions. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v. 30, n. 1–2, p. 91–107, Oct. 1985.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. L. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v.2, n. 6, p. 429-444, 1978.

_____. Short communication: Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 3, n. 4, p. 339, 1979.

_____. Evaluating program and managerial efficiency: An application of Data Envelopment Analysis to Program Follow Through. **Management Science**, Hanover, n. 27, v. 6, p. 668-697, Jun. 1981.

_____. Short communication: Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 3, n. 4, p. 339, 1979.

_____. Evaluating program and managerial efficiency: An application of Data Envelopment Analysis to Program Follow Through. **Management Science**, Hanover, n. 27, v. 6, p. 668-697, Jun. 1981.

CHETCHOTSAK, D.; SETHANAN, K. Efficiency and Effectiveness Evaluation for Thailand's Sugar Factories: A DEA Approach. In: ASIA PACIFIC INDUSTRIAL ENGINEERING AND MANAGEMENT SYSTEMS, 12., 2012, Phuket. **Proceedings...** Phuket: APIEMS, 2012. p. 618-628.

CHERCHYE, L.; PUYENBROECK, T.V. A comment on multi-stage DEA methodology. **Operations Research Letters**, Amsterdam, v. 28, p. 93–98, 2001.

COELLI, T.J. Recent developments In Frontier Modelling and Efficiency Measurement. **Australian Journal of Agricultural Economics**, Richmond, v. 39, n.3, p. 219-245, Dec. 1995.

_____. **A Guide do DEAP Version 2.1: A Data Envelopment Analysis Computer Program**. Armidale: University of New England, Departament of Econometrics, Center for Efficiency and Productivity Analysis, 1996. 49p. (CEPA Working Paper 96/08).

_____. A multi-stage methodology for the solution of orientated DEA models. **Operations Research Letters**, Amsterdam, v. 23, p. 143–149, 1998.

COELLI, T. J.; PRASADA RAO, D.S.; O'DONNELL, C.J.; BATTESE, G. **An Introduction to efficiency and productivity analysis**. 2nd ed. New York: Springer, 2005. 331p.

COOK, W. D.; SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis (DEA) – thirty years on. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, n. 192, v. 1, p. 1–17, Jan. 2009.

DANELON, A. F.; SILVA, M. T.; XAVIER, C. E. O. **O bagaço de cana-de- açúcar como insumo para a geração de vapor e eletricidade: Uma análise do mercado**. Piracicaba: Portal PECEGE de Informações do Setor Sucroenergético, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” da Universidade de São Paulo, 2013. 8 p. Disponível em: <www.pecege.esalq.usp.br/portal>. Acesso em: abr. 2014.

DEBREU, G. The coefficient of resource utilization. **Econometrica**, New York, v. 19, n. 3, p. 273-292, Jul. 1951.

DELGADO, V. M. S. **Eficiência das escolas públicas estaduais de Minas Gerais: considerações acerca da qualidade a partir da análise do SICA e do SIMAVE**. Rio de Janeiro: BNDES, 2008a. v. 30. 141p.

_____. Estudo sobre um ranking municipal de eficiência escolar em Minas Gerais. **Revista Brasileira de Estudos Urbanos e Regionais**, Salvador, v. 2, p. 135-156, fev. 2008b.

DELGADO, V. M. S.; MACHADO, A. F. Eficiência das escolas públicas estaduais de Minas Gerais. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro, v. 37, p. 427-464, nov. 2007.

DYSON, R. G.; ALLEN, R.; CAMANHO, A. S.; PODINOVSKI, V. V.; SARRICO, C. S.; SHALE, E. A. Pitfalls and protocols in DEA. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 132, n. 2, p.245–259, Jul. 2001.

EFRON, B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. **The Annals of Statistics**, Beachwood, v. 7, v. 1, p. 1-26, Jan. 1979.

ERKOC, T. E. Estimation Methodology of Economic Efficiency: Stochastic Frontier Analysis vs Data Envelopment Analysis. **International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences**, Bahawalpur, v.1, n. 1, p., Jan. 2012.

FÄRE, R.; GROSSKOPF, S.; LOGAN, J. The relative efficiency of Illinois electric utilities. **Resources and Energy**, Amsterdam, v.5, n. 4, p. 349-367, Dec. 1983.

_____. The relative performance of publicly-owned and privately-owned electric utilities. **Journal of Public Economics**, Amsterdam, v. 26, n. 1, p. 89-106, Feb. 1985.

FARE, R.; LOVELL, C. A. K. Measuring the Technical Efficiency of Production. **Journal of Economic Theory**, Maryland Heights, v. 19, n. 1, p. 150–162, Oct. 1978.

FÄRE, R.; GROSSKOPF, S.; NORRIS, M.; ZHANG, Z. Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change in Industrialized Countries. **The American Economic Review**, Nashville, v. 84, n. 1, p. 66-83, Mar. 1994.

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

FARRELL, M.J. AND M. FIELDHOUSE. Estimating Efficient Productions Functions under Increasing Returns to Scale. **Journal of the Royal Statistical Society Series A (General)**, Chichester, v. 125, n. 2, p. 252- 267, Jun. 1962.

FERNANDES, A.C. **Cálculos na agroindústria da cana-de-açúcar**. Piracicaba: Sociedade dos Técnicos Açucareiros do Brasil, 2003. 240p.

FLORIN, M.V.; BUNTING, C. Risk Governance Guidelines for Bioenergy Policies. **Journal of Cleaner Production**, Amsterdam, v. 17, s. 1, p. 106–S108, Nov. 2009.

FØRSUND, F.R. AND L. HJALMARSSON. Generalised Farrell measures of Efficiency: An application to milk processing in Swedish dairy plants. **The Economic Journal**, Chichester, v. 89, n. 354, p. 294-315, Jun. 1979.

FØRSUND, FINN R.; SARAFOGLOU, NIKIAS **On the origins of data envelopment analysis**. Oslo: Department of Economics, University of Oslo, 2000, Memorandum, No. 2000, 24

FREAZA, F.P.; GUEDES, L.E.M; GOMES, L.F.A.M. A Eficiência da Gestão Estratégica no Brasil: o caso do sistema bancário. **Brazilian Business Review**, Vitória, v.5, n. 1, p. 18–35, Abr. 2008.

GOLDEMBERG, J.; COELHO, S.T.; NASTARI, P.M.; LUCON, O. Ethanol learning curve – the Brazilian experience. **Biomass and Bioenergy**, Oxford, v. 26, n. 3, p. 301–304, Mar. 2004.

GOLANY, B.; ROLL, Y. (An application procedure for DEA. **Omega International Journal of Management Science**, Amsterdam, v. 17, n. 3, p. 237-1250, 1989.

GOMES, A.P.; FERREIRA, C.M.C. Cuidados ao calcular a eficiência na produção de leite. In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, 45., 2007, Londrina. **Conhecimento da agricultura do futuro...** Londrina: SOBER, 2007. Disponível em: <<http://www.sober.org.br/palestra/6/922.pdf>>. Acesso em: 22 jun. 2013.

GOMES, E. G. Uso de modelos DEA em agricultura: revisão da literatura. **Engevita**, Niterói, v. 10, n. 1, p. 27-51, Jun. 2008.

GREENE, W. The econometric approach to efficiency analysis. In: FRIED, H.; LOVELL, C. A. K.; SCHIMDT, P. (Eds.). **The measurement of productive efficiency: techniques and applications**. Oxford: Oxford University, 1993, p. 68-119.

GROSSKOPF, S. The Role of the Reference Technology in Measuring Productive Efficiency. **The Economic Journal**, Chichester, v. 96, n. 382, p. 499-513, Jun. 1986.

HAAS D.A.; MURPHY F.H. Compensating for non-homogeneity in decision-making units in data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 144, n. 3, p. 530–544, Fev. 2003.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Divisão do Brasil em mesorregiões e microrregiões geográficas (Volume I)**. Rio de Janeiro: IBGE, 1990. 135 p. Disponível em: <<http://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=22269>>. Acesso em: 15 maio 2012.

_____. **Sistema de Contas Nacionais Referência 2000: PIB em R\$ (preços de 2013)**. Disponível em: <<http://www.ipeadata.gov.br>>. Acesso em: 15 maio 2014.

_____. **Sistema de Contas Nacionais Referência 2000: PIB em R\$ (preços de 2013)**. Disponível em: <<http://www.ipeadata.gov.br>>. Acesso em: 15 maio 2014.

JEBARAJ, S.; INIYAN, S. A review of energy models. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Oxford, v. 10, n. 4, p. 281–311, Aug. 2006.

KNEIP, A.; SIMAR, L; WILSON, P.W. **Asymptotics for DEA Estimators in Non-parametric Frontier Models**. Louvain: Discussion Paper 0317, Institut de Statistique, Université Catholique de Louvain, 2003, 37 p.

KOOPMANS, T. C. (Ed.), **Activity Analysis of Production and Allocation**. New York: Wiley, 1951. 404 p.

KUMAR, S.; ARORA, N. Evaluation of Technical Efficiency in Indian Sugar Industry: An Application of Full Cumulative Data Envelopment Analysis. **Eurasian Journal of Business and Economics**, Bishkek, v.5, n. 9, p. 57-78, May 2012.

LIMA, R. A. S. **Informação, capital social e mercado de crédito rural**. Piracicaba, 2003. 236p. Tese (Doutorado em Economia Aplicada) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz da Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2003.

LINS, M.P.E.; ANGULO MEZA, L. **Análise Envoltória de Dados e perspectivas de integração no ambiente do Apoio à Decisão**. Rio de Janeiro: Editora da COOPE/UFRJ, 2000. 232 p.

LINS M.P.E; ANGULO MEZA, L.; SILVA A.C.M. A multi-objective approach to determine alternative targets in data envelopment analysis. **Journal of the Operational Research Society**, Heidelberg, v. 55, n. 1, p. 1090–1101, 2004.

LINS, M.P.E.; MOREIRA, M.C.B. Método I-O Stepwise para Seleção de Variáveis em Modelos de Análise Envoltória de Dados. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 1, p. 39-50, 1999.

LIU, J. S.; LU, L. Y. Y.; LU, W. M.; LIN, B. J.Y. Data envelopment analysis 1978–2010: A citation-based literature survey. **Omega**, Oxford, v. 41, n.1, p. 3–15, Jan. 2013a.

_____. A survey of DEA applications. **Omega**, Oxford, v.41, n. 5, p. 893–902, Oct. 2013b.

LOVELL, C.A.K. Production frontiers and productive efficiency. In: FRIED, A. O.; LOVELL, C.A.K.; SCHMIDT, S.S. (Ed.). **The Measurement of Productive Efficiency**. Oxford: Oxford University Press, 1993. chap. 1, p. 3 – 67.

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

MACEDO, M.A.S.; CIPOLA, F.C.; FERREIRA, A.F.R. Desempenho social no agronegócio brasileiro: aplicando DEA no segmento de usinas de processamento de cana-de-açúcar. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Piracicaba, v. 48, n. 1, p. 223-243, Mar. 2010.

MARIN, F.R. **Eficiência de produção de cana-de-açúcar brasileira: estado atual e cenários futuros baseados em simulações multimodelos**. 2014. 263 p. Tese (Livre Docência Engenharia de Biosistemas - Agrometereologia) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” da Universidade de São Paulo, Piracicaba 2014.

MARQUES, P.V. **Fatores condicionantes do nível de eficiência técnica e econômica entre agricultores de baixa renda**. 1976. Dissertação (Mestrado em Economia e Sociologia Rural) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” da Universidade de São Paulo, Piracicaba 2014.

MARQUES, P.V. (Coord.) **Custo de produção agrícola e industrial de açúcar e álcool no Brasil na safra 2007/2008**. Piracicaba: USP, ESALQ, Departamento de Economia, Administração e Sociologia, Programa de Educação Continuada em Economia e Gestão de Empresas/. 2009. 194 p. Relatório apresentado a Confederação da Agricultura e Pecuária do Brasil.

MEEUSEN, W; BROECK, J. D. Efficiency Estimation from Cobb-Douglas Production Functions with Composed Error. **International Economic Review**, Malden, v. 18, n. 2, p. 435-444, Jun.1977.

MILANEZ, A.Y.; BARROS, N.R.; FAVERET FILHO, P.S.C. O perfil do apoio do BNDES ao setor sucroalcooleiro. **BNDES Setorial**, Rio de Janeiro, v. 28, n.1, p. 3 – 36, set. 2008.

MILANEZ, A.Y.; NYKO, D.; GARCIA, J.L.F.; REIS, B.L.S.F.S. O déficit de produção de etanol no Brasil entre 2012 e 2015: determinantes, consequências e sugestões de política. **BNDES Setorial**, Rio de Janeiro, v. 35, n.1, p. 277 – 302, mar. 2012.

MILIONI, A. Z.; ALVES, L. B. Ten years of research on parametric data envelopment analysis. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 33, n. 1, p. 89-104, Jan./Abr. 2013.

MORAES, M.A.F.D.; COSTA, C.C.; GILHOTO, J.J.M.; SOUZA, L.G.A.; OLIVEIRA, F.C.R. Externalidades sociais dos combustíveis. In: SOUSA, E.L.L; MACEDO, I.C. (Org.). **Etanol e Bioeletricidade: A cana-de-açúcar no futuro da matriz energética**. São Paulo: Luc Projetos de Comunicação, 2010. cap. 2, p. 44–75.

MURILLO-ZAMORANO, L. R. Economic efficiency and frontier Techniques. **Journal of economic surveys**, Chichester, v. 18, n. 1, 2004.

NEVES, M.F.; TROMBIN, V.G.; CONSOLI, M. O Mapa sucroenergético do Brasil. In: SOUSA, E.L.L; MACEDO, I.C. (Org.). **Etanol e Bioeletricidade: A cana-de-açúcar no futuro da matriz energética**. São Paulo: Luc Projetos de Comunicação, 2010. cap. 1, p. 15–43.

NYKO, D.; VALENTE, M.S.; MILANEZ, A.Y.; TANAKA, A.K.R.; RODRIGUES, A.V.P. A evolução das tecnologias agrícolas do setor sucroenergético: estagnação passageira ou crise estrutural? **BNDES Setorial**, Rio de Janeiro, v. 37, n.1, p. 399 – 442, Mar. 2013.

OHIRA, T. H. **Fronteira de eficiência em serviços de saneamento no Estado de São Paulo**. 2005. 109 p. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz da Universidade de São Paulo, Piracicaba 2005.

PAIVA, R.P.O. **Um modelo baseado em seleção de processos e dimensionamento de lotes para planejamento agregado da produção em usinas de açúcar e álcool**. 2006. 184 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2006.

PASTOR, J.T.; RUIZ, J.L; SIRVENT, I. A statistical test for detecting influential observations in DEA. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 115, n.3, p. 542-554, Mar. 1999.

PAULSON, N. D.; BABCOCK, B. A.; HART, C. E; HAYES, D. J. An Insurance Approach to Risk Management in the Ethanol Industry. **Agricultural and Resource Economics Review**, Durham, v. 37, n. 1, p. 51-92, Apr. 2008.

PEREIRA, C.N. **Análise exploratória da eficiência produtiva das usinas de cana-de-açúcar na região Centro-Sul do Brasil e o método análise envoltória de dados (DEA) – Índice de Malmquist**. 2012. 120 p. Dissertação (Mestrado em Desenvolvimento Econômico) - Instituto de Economia da Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2012.

PORCELLI, F. **Measurement of Efficiency - A brief survey**. Warwick: Department of Economics, University of Warwick, 2009. 27 p.

PROGRAMA DE EDUCAÇÃO CONTINUADA EM ECONOMIA E GESTÃO DE EMPRESAS - PECEGE. **Custos de produção de cana-de-açúcar, açúcar e etanol no Brasil**: Fechamento da safra 2012/2013. Piracicaba: USP/ESALQ, PECEGE/Departamento de Economia, Administração e Sociologia. 2013. 67 p.

PINTO, M.J.A. **Investimentos diretos estrangeiros no setor sucroenergético**. 2011. 171 p. Dissertação (Mestrado em Administração em Organizações) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2011.

RICHETTI, A.; REIS, R. P. The soybean production frontier and economic efficiency in Mato Grosso do Sul, Brazil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v.41, n.1, p. 153-168, Jan./Mar. 2003.

SALGADO JUNIOR, A.P.; BONACIM, C.A.P.; PACAGNELLA JUNIOR, A.C. Aplicação da análise envoltória de dados (DEA) para avaliação de eficiência de usinas de açúcar e álcool da região nordeste do estado de São Paulo. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, Lavras, v.11, n. 3, p. 494-513, set. 2009.

SALGADO JUNIOR, A.P.; CARLUCCI, F.V.; BONACIM, C.A.G.; NOVI, J.G.; PACAGNELLA JR, A.C. Análise envoltória de dados (DEA) para avaliação da eficiência operacional de usinas de cana-de-açúcar. **Pesquisa & Desenvolvimento Engenharia de Produção**, Itajubá, v. 11, n. 1, p. 58-73, Mar. 2013.

SCHMIDT, P. On the Statistical Estimation of Parametric Frontier Production Functions. **The Review of Economics and Statistics**, Cambridge, v. 58, n. 2, p. 238-239, May 1976.

SEIFORD, L. M. Data Envelopment Analysis: The Evolution of the State of the Art (1978-1995). **The Journal of Productivity Analysis**, New York, v. 7, n. 2-3, p. 99-137, Jun. 1996.

_____. A bibliography for Data Envelopment Analysis (1978 –1996). **Annals of Operations Research**, New York, v. 73, n. 1, p. 393 – 438, Out. 1997.

SEIFORD, L.M.; THRALL, R.M. Recent developments in DEA the mathematical programming approach to frontier analysis. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v. 46, n. 1, p. 7-38, Out. 1990.

SEIFORD, L.M.; ZHU, J. An investigation of returns to scale in data envelopment analysis. **Omega**, Oxford, v. 27, n. 1, p.1-11, Feb. 1999.

SENRA, L. F. A. C.; NANJI, L. C.; MELLO, J. C. C. B. S.; MEZA, L. A. Estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 27, n. 2, 191-207, maio./ago. 2007.

- SESMERO, J. P.; PERRIN, R. K.; FULGINITI, L. E. Economic Efficiency of Ethanol Plants In The US North Central Region. In: THE AGRICULTURAL & APPLIED ECONOMICS ASSOCIATION, 2010, Denver. **Anais Eletrônicos...** Milwaukee: Agricultural and Applied Economics Association, 2010. Disponível em: <<http://ageconsearch.umn.edu/handle/61639>>. Acesso em: 21 jun. 2012.
- SHARMA, K.R; LEUNGA, P.S.; ZALESKIB, H.M. Technical, allocative and economic efficiencies in swine production in Hawaii: a comparison of parametric and nonparametric approaches. **Agricultural Economics**, Malden, v. 20, n. 1, p. 23–35, Jan. 1999.
- SHIROTA, R. **Efficiency in financial intermediation: a study of the Chilean banking industry**. 1996. 138p. Thesis (Ph.D.) – The Ohio State University, Columbus, 1996.
- SILVA, J.E.A.R. **Desenvolvimento de um modelo de simulação para auxiliar o gerenciamento de sistemas de corte, carregamento e transporte de cana-de-açúcar**. 2006. 128p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2006.
- SIMAR, L. Detecting Outliers in Frontier Models: A Simple Approach. **Journal of Productivity Analysis**, New York, v. 20, n.3, p. 391–424, Nov. 2003
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. **Management Science**, Hanover, v. 44, n. 1, p.:49-61, Jan. 1998.
- _____. Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models: The State of the Art. **Journal of Productivity Analysis**, New York, v. 13, n. 1, p 49-78, Jan. 2000a.
- _____. A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models. **Journal of Applied Statistics**, Abingdon, v. 27, n. 6, p. 779-802, 2000b.
- _____. Non-parametric tests of returns to scale. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 139, n.1. p. 115-132. May 2002.
- _____. Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v. 136, n. 1, p. 31-64, Jan. 2007.
- _____. Two-stage DEA: caveat emptor. **Journal of Productivity Analysis**, New York, v. 36, n.2, p. 205–218, Out. 2011.
- SOARES DE MELLO, J.C.C.B.; GOMES, E.G.; ANGULO MEZA, L.; LINS, M.P.E. Selección de variables para el incremento del poder de discriminación de los modelos DEA. **Revista de la Escuela de Perfeccionamiento En Investigación Operativa**, Buenos Aires, v. 24, n. 1, p. 40-52, 2004.
- SOUSA, M.C.S; STOSIC, B. Technical Efficiency of the Brazilian Municipalities: Correcting Nonparametric Frontier Measurements for Outliers. **Journal of Productivity Analysis**, New York, v. 24, n.2, p. 157-181. Oct. 2005.

SOUZA, U.R.; BRAGA, M.J.; FERREIRA, M.A.M. Fatores Associados à Eficiência Técnica e de Escala das Cooperativas Agropecuárias Paranaenses. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Piracicaba, v. 49, n. 03, p. 573-598, Set. 2011.

SOUZA M.V.P.; SOUZA, R.C.; PESSANHA, J.F.M.; OLIVEIRA, C.H.C.; DIALLO, M. An application of data envelopment analysis to evaluate the efficiency level of the operational cost of Brazilian electricity distribution utilities. **Socio-Economic Planning Sciences**, Oxford, (no prelo), p. 1-6, 2014.

SINGH, N. P; SINGH, P; SINGH, R. P. Sugar Industry in Uttar Pradesh: Efficiency Still Holds the Key. **Agricultural Economics Research Review**, New Delhi, v. 20, p. 157-170, Jun. 2007.

SINGH, S. P. Efficiency measurement of sugar mills in Uttar Pradesh. **The ICFAI Journal of Industrial Economics**, Hyderabad, v.3, n. 3, p. 22-38, 2006.

_____. Performance of sugar mills in Uttar Pradesh by Ownership, Size and Location. **Prajnan**, Pune, v. 35, n. 4, p. 333-360, 2007.

SIQUEIRA, P.H.L; CASTRO JUNIOR, L.G.C. Fusões e Aquisições das Unidades Produtivas e da Agroindústria de Cana-de-açúcar no Brasil e nas Distribuidoras de Álcool Hidratado Etílico. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v.48, n.4, p. 709-735, dez 2010.

SOARES DE MELLO, J.C.C.B.; ESTELLITA LINS, M.P.; SOARES DE MELLO, M.H.C.; GOMES, E.G. Evaluating the performance of calculus classes using operational research tools. **European Journal of Engineering Education**, Abingdon, v. 27, n. 2, p. 209-218, 2002.

SOUSA, E.L.L; PINHEIRO, M.A. Restrições da infraestrutura na expansão do agronegócio. In: ENCONTRO DE LOGÍSTICA E TRANSPORTES, 7., 2011, São Paulo. Disponível em: <http://www.portalunica.com.br/portalunica/files/referencia_palestrase_apresentacoes_apresentacoes-47-Arquivo.pdf>. Acesso em: 18 jun. 2012.

SOUZA, Z. J. Energia Limpa: Viabilidade e Desafios – A bioeletricidade. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA, 14., 2012, Rio de Janeiro. **Anais eletrônicos...** São Paulo: UNICA, 2012. Disponível em: <www.unica.com.br/documentos/apresentacoes>. Acesso em: 4 mar. 2013.

STRUM, D. **O comércio do açúcar**: Brasil, Portugal e Países Baixos (1595-1630). Rio de Janeiro: Versal, 2012. v. 1, 537 p.

THANASSOULIS, E. Assessing the efficiency of schools with pupils of different ability using Data Envelopment Analysis. **Journal of the Operational Research Society**, Heidelberg, v. 47, n. 1, p. 84-97, 1996.

TONE, K. A simple characterization of returns to scale in DEA. **Journal of the Operations Research Society of Japan**, Tokyo, v. 39, n. 4, p.604-613, Dec. 1996.

TORQUATO, S.A.; MARTINS, R.; RAMOS, S.F. Cana-de-açúcar no estado de São Paulo: eficiência econômica das regionais novas e tradicionais de produção. **Informações Econômicas**, São Paulo, v.39, n.5, p.92-99, maio 2009.

UNIÃO DA INDÚSTRIA DE CANA-DE-AÇÚCAR – UNICA. **UNICADATA**: Produção. Disponível em: < <http://www.unicadata.com.br/>>. Acesso em: 15. jun. 2014.

VARIAN, H.R. The Nonparametric Approach to Production Analysis. **Econometrica**, New York, v. 52, n.3, p. 579-597, May 1984.

VASCONCELLOS, V. A.; CANEN, A. G.; LINS, M. P. E. Identificando as melhores práticas operacionais através da associação Benchmarking-DEA: o caso das refinarias de petróleo. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 26, n.1, p. 51-67, Jan./Abr. 2006.

VICENTE, J.R. Economic efficiency of agricultural production in Brazil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 42, n. 2, p. 201-222, Abr. 2004.

WANKE, P. F; AFFONSO, C. R. Determinantes da eficiência de escala no setor brasileiro de operadores logísticos. **Produção**, São Paulo, v. 21, n. 1, p. 53-63, jan./mar. 2011

WETZSTEIN, E.M. Should We Invest in Biofuels? **Journal of Agricultural and Applied Economics**, Lexington, v. 42, n.3, p. 395–401, Aug. 2010.

WILSON, P. W. Detecting Outliers in Deterministic Nonparametric Frontier Models with Multiple Outputs. **Journal of Business & Economic Statistics**, Philadelphia, v. 11, n. 3, p. 319-323, Jul., 1993.

_____. **FEAR 1.15 User's Guide a software package for frontier efficiency analysis with R**. Austin, Texas: Department of Economics, University of Texas at Austin, 2005b, 13 p. Disponível em: <<http://www.clemson.edu/economics/faculty/wilson/Software/FEAR/FEAR-1.15/fear-user-guide.pdf>>. Acesso em: 10 out. 2012.

XAVIER, C.E.O.; ZILIO, L.B.; SONODA, D.Y.; MARQUES, P.V. **Custos de produção de cana-de-açúcar, açúcar e etanol no Brasil**: safra 2008/2009. Piracicaba: USP, ESALQ, Departamento de Economia, Administração e Sociologia, Programa de Educação Continuada em Economia e Gestão de Empresas. 2009. 82 p. Relatório apresentado a Confederação da Agricultura e Pecuária do Brasil.

XAVIER C.E.O. The evolution of production cost in Brazil's cane industry. **F.O.Licht's International Sugar and Sweetener Report**, Londres, v. 144, n. 11, p. 204-207, Apr. 2012.

ZHOU, P; ANG, B.W.; POH, K.L. A survey of Data Envelopment Analysis in Energy and Environmental Studies. **European Journal of Operational Research**. Amsterdam, v. 189, n. 1, p. 1–18, Aug. 2008.

ANEXOS

ANEXO A – Questionário de levantamento de dados com as agroindústrias sucroenergéticas

DADOS GERAIS DA EMPRESA			
Nome da empresa			SAFRA
Cidade			
UF			
Interesse da usina			
Divulgação de nome			

DADOS AGRÍCOLAS		Comentários
Nome		
Cargo		
Telefone		
Email		

Áreas de produção de cana própria	Unidade
Área própria	%
Área arrendada	%
Área útil total	ha
Área colhida de cana planta (1º corte)	ha
Área colhida de soqueira (2º a último corte)	ha
Cana de ano-e-meio plantada na safra anterior	ha
Área cultivável não aproveitada na safra	ha
Área plantada na safra	ha
Remuneração da cana e terra	Unidade
Valor médio do arrendamento	t/ha.ano
Preço médio ATR na safra	R\$/kg ATR
Preço médio pago pela cana de fornecedores	R\$/t
Preço médio pago pelo arrendamento	R\$/t
Parâmetros técnicos	Unidade
Raio médio ponderado	km
Colheita mecanizada	%
Colheita manual	%
Plantio mecanizado	%
Plantio manual	%

Perfil geral do canavial	Unidade
Cana de ano	%
Cana de ano-e-meio	%
Cortes por ciclo	cortes
Idade média do canavial	anos
Dados de produção	Unidade
Produtividade média	t/ha
Cana própria destinada para processamento	t
Cana de terceiros	t
Produção total	t
Produção de cana vendida a terceiros	t
Utilização de muda no plantio	t/ha
Balanço de mudas	t
Qualidade da cana	Unidade
ATR médio cana própria	kg/t
ATR médio cana de fornecedores	kg/t
ATR médio dos contratos arrendamento	kg/t
Prestação de serviço para terceiros	Unidade
Área de terceiros plantada pela usina	ha
Área de terceiros colhida pela usina	ha

DADOS INDUSTRIAIS		
Nome		
Cargo		
Telefone		
Email		
Moagem de cana		
		Unidade
Cana própria processada		t
Cana de terceiros		t
Cana total		t
Período de moagem		
		Unidade
Data de início de moagem		
Data de fim de moagem		
Dias de safra		dias
Indicadores de produtividade		
		Unidade
Horas de moagem		h
Horas de fábrica parada		h
<i>Horas paradas por falta de cana ou chuva</i>		h
<i>Horas paradas por problemas industriais</i>		h
Eficiência de aproveitamento do tempo		
Mix de produção		
		Unidade
açúcar (% ART total)		%
etanol (% ART total)		%
Produção		
Açúcar		Unidade
branco		t
VHP		t
outros		t
Etanol		Unidade
anidro		m³
hidratado		m³
outros fins		m³
Qualidade de matéria-prima		
		Unidade
Pol%cana (PC)		%
Fibra da cana		%
Pureza do caldo da cana		%
ATR da cana		kg/t
Perdas e rendimentos Industriais		
		Unidade
Porcentagem de lavagem de cana		%
Perdas de lavagem (% ART)		%
Perdas na extração (% ART)		%
Perdas na torta (% ART)		%
Perdas indeterminadas (% ART)		%
Rendimento de fermentação		%
Rendimento de destilação		%
Pureza do mel final		%
Balanço de bagaço		
		Unidade
Comercializa bagaço?		
Saldo de comercialização		t
Açúcar comercializado a granel		
% açúcar a granel		
Preços médios		
Açúcar		Unidade
branco		R\$/t
VHP		R\$/t
outros		R\$/t
Etanol		Unidade

Energia elétrica		Unidade
<i>produzida</i>		MWh
<i>vendida</i>		MWh
<i>comprada</i>		MWh
Sub-produtos		Unidade
<i>bagaço</i>		t
<i>torta de filtro</i>		t
<i>vinhaça</i>		m³
<i>leveduras</i>		t
<i>mel (para venda)</i>		t
<i>óleo fúsel</i>		m³

<i>anidro</i>		R\$/m³
<i>hidratado</i>		R\$/m³
<i>outros</i>		R\$/m³
Energia elétrica		Unidade
<i>compra</i>		R\$/MWh
<i>venda</i>		R\$/MWh
Sub-produtos		Unidade
<i>bagaço</i>		R\$/t
<i>leveduras</i>		R\$/t
<i>mel final</i>		R\$/t
<i>óleo fúsel</i>		R\$/m³

CUSTOS	
Nome	
Cargo	
Telefone	
Email	

CUSTOS AGRÍCOLAS					
CUSTOS OPERACIONAIS	Maquinário (R\$/ha)	Mão de obra (R\$/ha)	Insumos (R\$/ha)	Total (R\$/ha)	Área (ha)
Formação do canavial					
Tratos culturais de cana soca					
Corte, carregamento e transporte (CCT)					

CAPITAL IMOBILIZADO	Total (R\$)
Maquinário	
Benfeitorias agrícolas	
Sistema de irrigação	

DESPESAS ADMINISTRAÇÃO AGRÍCOLA	Total (R\$)
Salários agrícolas	
Contratação de serviços	
Material de escritório	
Outros itens	

Operações realizadas por máquinas de terceiros (%)	Total (%)
Formação do Canavial	
Tratos culturais de cana soca	
Colheita e Transporte (CCT)	
Pergunta	Montante (R\$)
Inclui custos de tratos de cana planta na formação do canavial?	

Comentários sobre custos e principais investimentos agrícolas

Sobre os custos operacionais com maquinário		
	Inclui?	Qual o montante? (R\$)
Diesel		
Salário dos operadores		
Serviços contratados de maquinário		
Custos da oficina mecânica		
Inclui depreciação?		
Sobre os custos operacionais com mão de obra		
	Inclui?	Qual o montante? (R\$)
Serviços de apoio aos rurícolas		
Salário dos rurícolas		
<i>Está incluído os benefícios?</i>		
Sobre os custos operacionais com insumos		
	Inclui?	Qual o montante? (R\$)
Inclui mudas?		

CUSTOS INDUSTRIAIS		Total (R\$)
Insumos industriais	<i>químicos</i>	
	<i>eletrodos (preparo e extração)</i>	
	<i>combustíveis</i>	
	<i>lubrificantes</i>	
	<i>energia elétrica</i>	
	<i>sacaria</i>	
Salários da indústria	<i>salários industriais</i>	
Manutenção industrial na safra	<i>safr 2012/13</i>	
	<i>entressafra - (dez/12 à mar/13)</i>	
Despesas industriais	<i>serviços e terceirizados</i>	
	<i>materias e despesas diversas</i>	
Investimentos industriais	<i>investimentos industriais</i>	
Depreciação industrial	<i>depreciação industrial</i>	
TOTAL		

CUSTOS ADMINISTRATIVOS	Total (R\$)
Salários administrativo	
Impostos e Taxas	
Financiamento para capital de giro	
Financiamento para Investimentos	
Frete, seguros e taxas de comercialização (Comercial e Logística)	
Materiais e serviços de apoio ao escritório	
Serviços técnicos e terceirizados	
Despesas diversas	
TOTAL	

Funcionários	Número
Administrativo	
Agrícola (não temporário)	
Industrial (safra)	

Fonte: baseado em Xavier et al (2009)

ANEXO B – Indicadores usados para avaliação do modelo empírico

(continua)

#	Indicador	Função	ordem do input/output	Input ou Output relacionado	Explicações de preenchimento do indicador no questionário
1	Área útil total	input	input 1	Área	Declarar a área (hectares) colhida na safra 2012/13 mais a área de de cana planta que foi plantada na safra 2011/12, mas ainda não poderá ser colhida na safra 2012/13. Em caso de usina no Centro-sul, considere período de plantio entre janeiro e março de 2012. Em caso de usina na região nordeste, considere período entre abril e agosto de 2012.
2	Cana de terceiros	cálculo de input	input 2	ATR de terceiros	Declarar a quantidade, em toneladas, de cana comprada de terceiros, tanto fornecedores quanto de outras usinas.
3	ATR médio cana de fornecedores	cálculo de input	input 2	ATR de terceiros	Declarar a quantidade, ou seja, concentração média de ATR, em, kg/t, obtida na cana de fornecedor, não considerar cana própria.
4	Funcionários do departamento industrial	cálculo de input	input 3	funcionários	Declarar total de funcionário que trabalham no departamento industrial. Caso tenha havido mudanças no quadro de funcionários ao longo da safra, calcular valor médio mensal de funcionário ao longo da safra. São considerados funcionários industriais aqueles subordinados ao Gerente Industrial. Considerare os gastos com salários, pagamento de encargos e direitos trabalhistas.
5	Funcionários do departamento administrativo	cálculo de input	input 3	funcionários	Declarar total de funcionário que trabalham no departamento administrativo. Caso tenha havido mudanças no quadro de funcionários ao longo da safra, calcular valor médio mensal de funcionário ao longo da safra. Considerare os gastos com salários, pagamento de encargos e direitos trabalhistas.
6	Produção - Açúcar branco	cálculo de preço output	output 1	produção ATR	Declarar a quantidade de açúcar branco produzida, em toneladas.
7	Produção - Açúcar VHP	cálculo de preço output	output 1	produção ATR	Declarar a quantidade de açúcar VHP produzida, em toneladas.
8	Produção - Outros Açúcares	cálculo de preço output	output 1	produção ATR	Declarar a quantidade de outros tipos de açúcar, exceto branco e VHP, produzida, em toneladas.
9	Produção - Etanol Anidro	cálculo de preço output	output 1	produção ATR	Declarar a quantidade de etanol anidro produzida, em metros cúbicos.
10	Produção - Etanol Hidratado	cálculo de preço output	output 1	produção ATR	Declarar a quantidade de etanol hidratado produzida em metros cúbicos.

(continuação)

11	Produção - Outros Etanóis	cálculo de preço <i>output</i>	<i>output 1</i>	produção ATR	Declarar a quantidade de outros tipos de etanol, exceto anidro e hidratado, produzida, em metros cúbicos.
12	Mel (para venda)	cálculo de preço <i>output</i>	<i>output 1</i>	produção ATR	Declarar a quantidade total de mel produzida pela usina para comercialização como produto final, em toneladas.
13	Energia Elétrica vendida	preço <i>output</i> e cálculo de preço <i>input</i>	<i>output 2</i>	venda energia	Declarar a quantidade, em MWh, de energia elétrica que é vendida pela unidade.
14	Valor médio do arrendamento	cálculo de preço <i>input</i>	preço <i>input 1</i>	preço da área	Declarar valor médio de arrendamento pago pela usina medido em toneladas para cada hectare arrendado por ano.
15	ATR médio dos contratos arrendamentos	cálculo de preço <i>input</i>	preço <i>input 1</i>	preço da área	Declarar a quantidade, ou seja, concentração média de ATR, em, kg/t, paga por tonelada de cana em contratos de arrendamento (ATR padrão).
16	Preço médio ATR na safra	preço <i>input</i> e cálculo de preço <i>input</i>	preço <i>input 2</i>	preço do ATR e área	Declarar o preço médio (R\$/kg ATR) pago pelo quilo de ATR durante a safra. Declarar preço total, ou seja, não deduzir do preço médio pago pelo ATR eventuais descontos decorrentes de prestação de serviços aos fornecedores.
17	Salários industriais	cálculo de preço <i>input</i>	preço <i>input 3</i>	preço funcionários	Declarar valor gasto com mão de obra industrial utilizada para produção de açúcar, etanol e eletricidade.
18	Salários administrativos	cálculo de preço <i>input</i>	preço <i>input 3</i>	preço funcionários	Declarar o valor gasto na safra com salários de funcionários do escritório administrativo. Considerar férias, 13º salário, previdência social, FGTS, seguro de vida, auxílio alimentação, transporte, assistência médica e social, ou seja, salários, encargos obrigatórios e os benefícios dados aos funcionários da administração.
19	Preço médio - Açúcar branco	cálculo de preço <i>output</i>	preço <i>output 1</i>	preço ATR vendido como produto	Declarar o preço médio recebido pelo açúcar branco vendido, em R\$/t. Descontar do preço impostos e fretes.
20	Preço médio - Açúcar VHP	cálculo de preço <i>output</i>	preço <i>output 1</i>	preço ATR vendido como produto	Declarar o preço médio recebido pelo açúcar VHP vendido, em R\$/t. Descontar do preço impostos e fretes.
21	Preço médio - Outros Açúcares	cálculo de preço <i>output</i>	preço <i>output 1</i>	preço ATR vendido como produto	Declarar o preço médio recebido pela venda de outros açúcares, em R\$/t. Descontar do preço impostos e fretes.
22	Preço médio - Etanol Anidro	cálculo de preço <i>output</i>	preço <i>output 1</i>	preço ATR vendido como produto	Declarar o preço médio recebido pelo etanol anidro vendido, em R\$/m³. Descontar do preço impostos e fretes.
23	Preço médio - Etanol Hidratado	cálculo de preço <i>output</i>	preço <i>output 1</i>	preço ATR vendido como produto	Declarar o preço médio recebido pelo etanol hidratado vendido, em R\$/m³. Descontar do preço impostos e fretes.

24	Preço médio - Outros Etanóis	cálculo de preço <i>output</i>	preço <i>output</i> 1	preço ATR vendido como produto	Declarar o preço médio recebido por outros tipos de etanol vendido, em R\$/m ³ . Descontar do preço impostos e fretes.
25	Preço médio - Mel (para venda)	cálculo de preço <i>output</i>	preço <i>output</i> 1	preço ATR vendido como produto	Declarar o preço médio (R\$/t) de venda do mel final. Descontar do preço impostos e fretes.
26	Preço médio - Energia Elétrica vendida	preço <i>output</i> e cálculo de preço <i>input</i>	preço <i>output</i> 2	preço energia produzida	Declarar o preço médio pago (R\$/MWh) no contrato de compra energia elétrica. Descontar do preço impostos e fretes.
27	Plantio cana de ano	validação de <i>input</i>	validação <i>input</i> 1	área	Declarar a porcentagem de plantio de cana que é feito como cana-de-ano, ou seja, caso do Centro-sul, entre maio/13 e dezembro/13, no caso Nordeste, entre outubro/12 e Março/13.
28	Cortes por ciclo	validação de <i>input</i>	validação <i>input</i> 1	Área	Declarar a MODA de cortes no ciclo produtivo, ou seja, o número de cortes mais frequente em que estavam as áreas que foram plantadas nessa safra.
29	Produtividade média	validação de <i>input</i>	validação <i>input</i> 1	área	Declarar a produtividade média da cana própria na safra, em toneladas por hectare de área colhida, em t/ha, considerar áreas e cana destinada para mudas. Ou seja, declarar a relação entre a cana colhida e a área colhida na safra.
30	Cana total	validação de <i>input</i> e <i>output</i>	validação <i>input</i> 2	produção ATR	Célula determinada por fórmula. Para correto preenchimento, informe os campos "Cana própria" e "Cana de fornecedores".
31	ATR da cana	validação de <i>input</i> e <i>output</i>	validação <i>input</i> 2	produção ATR	Célula determinada por fórmula. Para correto preenchimento, informe os valores de Pol (M71), Fibra (M72) e Pureza do caldo (M73) do Questionário.
32	Cana própria	validação de <i>input</i>	validação <i>input</i> 2	produção ATR	Declarar a quantidade de cana própria, em toneladas, processada.
33	ATR médio cana própria	validação de <i>input</i>	validação <i>input</i> 2	produção ATR	Declarar a quantidade, ou seja, concentração média de ATR, em, kg/t, obtida na cana própria, não considerar cana de fornecedores.

Quadro 4 – Detalhamento dos indicadores do banco de dados utilizados no modelo empírico

As fórmulas de transformação de açúcar, etanol e mel são baseadas nas especificações definidas em Marques (2009), complementadas por Xavier et al (2009) e PECEGE (2013), as quais consistem nos coeficientes de transformações apresentados na Tabela 14.

Tabela 14 – Coeficientes de transformação de ART em açúcar, etanol e mel

Produto	Coeficiente de transformação	Unidade
Açúcar branco	1,049474	kg ATR/kg do produto
Açúcar VHP	1,045263	kg ATR/kg do produto
Açúcar outros	1,049474	kg ATR/kg do produto
Etanol anidro ¹	1,745139	kg ATR/L do produto
Etanol hidratado	1,656293	kg ATR/L do produto
Etanol outros fins	1,656290	kg ATR/L do produto
Mel ²	0,644027	kg ATR/L do produto

¹ Para especificação do coeficiente de transformação do etanol anidro e demais etanóis se considerou que os rendimentos das destilarias eram de 88% de transformação e recuperação dos ART que são recebidos para início da fermentação. Esse valor de coeficiente de rendimento fixo foi assumido com o objetivo de incluir como amostra para os cálculos de eficiência do modelo empírico desse trabalho agroindústrias que não responderam às informações de rendimento de fermentação e destilação especificadas no questionário apresentado no anexo A.

² Também com o objetivo de incluir mais observações na amostra utilizada para os cálculos de eficiência do modelo empírico desse trabalho se especificou que 1 kg de mel equivale a produção de 380 litros de etanol hidratado. Esse valor fixo foi adotado para evitar que empresas que não responderam os campos de pureza final do mel residual, necessário para o cálculo exato de transformação de mel em ART conforme definido em Fernandes (2003, pg. 132), fossem excluídas da amostra.

ANEXO C – Rotinas criadas para simulação do modelo empírico

```
#Script usados para criação dos resultados do trabalho

# Inicialização dos pacotes do software R utilizados para análise DEA e bootstraping
library(FEAR)
library(Benchmarking)

# Leitura do Banco de dados
BD <- read.csv("~/Documents/Tese/Tese/Resultados/BD2012Rv3.csv", sep=";", dec=",")
attach(BD)

#####
#####
#####          #####
#####    Criação dos vetores de INPUTS, OUTPUTS e PREÇOS
#####
#####
#####          #####
#####

#input na base 1000
bxA<-cbind(B_iArea,B_iTer,B_iFunc)
bxB<-cbind(B_iArea,B_iTer)

#output na base 1000
by0<-cbind(B_oAcucar,B_oEtan,B_oEner)
by1<-cbind(B_oATR,B_oEner)
by2<-cbind(B_oATR)

#preços input na base 1000
pbxA<-cbind(B_piArea,B_piTerc,B_piFun)
pbxB<-cbind(B_piArea,B_piTerc)

#####
#####
#####          #####
#####    Cálculo dos Modelos DEA analisados
#####
#####
#####          #####
#####

#Geração dos modelos DEA para condição de retornos variáveis a escala na orientação INPUT,
Farrel eficiência
MnA0<-eff(dea(bxA,by0,ORIENTATION="in"))
MnA1<-eff(dea(bxA,by1,ORIENTATION="in"))
MnA2<-eff(dea(bxA,by2,ORIENTATION="in"))
MnB0<-eff(dea(bxB,by0,ORIENTATION="in"))
MnB1<-eff(dea(bxB,by1,ORIENTATION="in"))
MnB2<-eff(dea(bxB,by2,ORIENTATION="in"))

#Geração dos modelos DEA para condição de retornos constantes a escala na orientação INPUT,
Farrel eficiência
MnA0c<-eff(dea(bxA,by0,RTS=3,ORIENTATION="in"))
MnA1c<-eff(dea(bxA,by1,RTS=3,ORIENTATION="in"))
MnA2c<-eff(dea(bxA,by2,RTS=3,ORIENTATION="in"))
```

```
MnB0c<-eff(dea(bxB,by1,RTS=3,ORIENTATION="in"))
MnB1c<-eff(dea(bxB,by1,RTS=3,ORIENTATION="in"))
MnB2c<-eff(dea(bxB,by2,RTS=3,ORIENTATION="in"))
```

```
#Geração dos modelos DEA para condição de retornos não crescentes a escala na orientação
INPUT, Farrel eficiência
```

```
MnA0d<-eff(dea(bxA,by0,RTS=2,ORIENTATION="in"))
MnA1d<-eff(dea(bxA,by1,RTS=2,ORIENTATION="in"))
MnA2d<-eff(dea(bxA,by2,RTS=2,ORIENTATION="in"))
MnB0d<-eff(dea(bxB,by0,RTS=2,ORIENTATION="in"))
MnB1d<-eff(dea(bxB,by1,RTS=2,ORIENTATION="in"))
MnB2d<-eff(dea(bxB,by2,RTS=2,ORIENTATION="in"))
```

```
#Geração dos modelos DEA para condição de retornos não decrescentes a escala na orientação
INPUT, Farrel eficiência
```

```
MnA0i<-eff(dea(bxA,by0,RTS=4,ORIENTATION="in"))
MnA1i<-eff(dea(bxA,by1,RTS=4,ORIENTATION="in"))
MnA2i<-eff(dea(bxA,by2,RTS=4,ORIENTATION="in"))
MnB0i<-eff(dea(bxB,by0,RTS=4,ORIENTATION="in"))
MnB1i<-eff(dea(bxB,by1,RTS=4,ORIENTATION="in"))
MnB2i<-eff(dea(bxB,by2,RTS=4,ORIENTATION="in"))
```

```
#####
#####
```

```
#####
```

```
##### Exportação dos resultados para arquivo csv
```

```
#####
```

```
#####
```

```
#####
```

```
#####
```

```
R<-
```

```
cbind(MnA0,MnA1,MnA2,MnB0,MnB1,MnB2,MnA0c,MnA1c,MnA2c,MnB0c,MnB1c,MnB2c,MnA0d,Mn
A1d,MnA2d,MnB0d,MnB1d,MnB2d,MnA0i,MnA1i,MnA2i,MnB0i,MnB1i,MnB2i)
write.csv2(R,"~/Documents/Tese/Tese/Resultados/Simulações/resultados/EficienciaTecnica.csv")
```

```
#####
#####
```

```
#####
```

```
##### Testes sobre condições de igualdade dos modelos
```

```
#####
```

```
#####
```

```
#####
```

```
#####
```

```
#TESTES PARAMÉTRICOS ASSINTÓTICOS
```

```
#Baseado em Bogetoft e Otto (2011) - páginas 162-164 Cap 6 livro Bogetoft
```

```
# Racionalidade do teste TEX > qf ou THN > qf Rejeita-se a hipótese nula
```

```
#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test --- Racionalidade do teste p>0.95 modelos são iguais
```

```
# Kruskal-Wallis
```

```
##### 1. TESTE INPUTS
```

```
##### i. H0: MnA0=MnB0
```

```
#####
```

```
#TESTES PARAMÉTRICOS ASSINTÓTICOS
```

```

TEXA0B0 <- sum(MnA0-1)/length(MnA0) / (sum(MnB0-1)/length(MnB0))
pf(TEXA0B0, 2*length(MnA0), 2*length(MnB0))
TEXA0B0
qf(.95, 2*length(MnA0), 2*length(MnB0))

THNA0B0 <- sum((MnA0-1)^2)/length(MnA0) / (sum((MnB0-1)^2)/length(MnB0))
pf(THNA0B0, length(MnA0), length(MnB0))
THNA0B0
qf(.95, length(MnA0), length(MnB0))

#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS
ks.test(MnA0, MnB0, alternative = "greater")
kruskal.test(list(MnA0, MnB0))

##### ii. H0: MnA1=MnB1
#####
#TESTES PARAMÉTRICOS ASSINTÓTICOS
TEXA1B1 <- sum(MnA1-1)/length(MnA1) / (sum(MnB1-1)/length(MnB1))
pf(TEXA1B1, 2*length(MnA1), 2*length(MnB1))
TEXA1B1
qf(.95, 2*length(MnA1), 2*length(MnB1))

THNA1B1 <- sum((MnA1-1)^2)/length(MnA1) / (sum((MnB1-1)^2)/length(MnB1))
pf(THNA1B1, length(MnA1), length(MnB1))
THNA1B1
qf(.95, length(MnA1), length(MnB1))

#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS
ks.test(MnA1, MnB1, alternative = "greater")
kruskal.test(list(MnA1, MnB1))
#####

##### iii. H0: MnA2=MnB2
#####
#TESTES PARAMÉTRICOS ASSINTÓTICOS
TEXA2B2 <- sum(MnA2-1)/length(MnA2) / (sum(MnB2-1)/length(MnB2))
pf(TEXA2B2, 2*length(MnA2), 2*length(MnB2))
TEXA2B2
qf(.95, 2*length(MnA2), 2*length(MnB2))

THNA2B2 <- sum((MnA2-1)^2)/length(MnA2) / (sum((MnB2-1)^2)/length(MnB2))
pf(THNA2B2, length(MnA2), length(MnB2))
THNA2B2
qf(.95, length(MnA2), length(MnB2))

#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS
ks.test(MnA2, MnB2, alternative = "greater")
kruskal.test(list(MnA2, MnB2))
#####

##### TESTE OUTPUTS
##### i. H0: MnB0=MnB1
#####
#TESTES PARAMÉTRICOS ASSINTÓTICOS
TEXB0B1 <- sum(MnB0-1)/length(MnB0) / (sum(MnB1-1)/length(MnB1))
pf(TEXB0B1, 2*length(MnB0), 2*length(MnB1))
TEXB0B1
qf(.95, 2*length(MnB0), 2*length(MnB1))
THNB0B1 <- sum((MnB0-1)^2)/length(MnB0) / (sum((MnB1-1)^2)/length(MnB1))

```

```
pf(THNB0B1, length(MnB0), length(MnB1))
THNB0B1
qf(.95, length(MnB0), length(MnB1))
```

```
#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS
ks.test(MnB0, MnB1, alternative = "greater")
kruskal.test(list(MnB0, MnB1))
#####
```

```
##### ii. H0: MnB0=MnB2
#####
#TESTES PARAMÉTRICOS ASSINTÓTICOS
TEXB0B2 <- sum(MnB0-1)/length(MnB0) / (sum(MnB2-1)/length(MnB2))
pf(TEXB0B2, 2*length(MnB0), 2*length(MnB2))
TEXB0B2
qf(.95, 2*length(MnB0), 2*length(MnB2))
```

```
THNB0B2 <- sum((MnB0-1)^2)/length(MnB0) / (sum((MnB2-1)^2)/length(MnB2))
pf(THNB0B2, length(MnB0), length(MnB2))
THNB0B2
qf(.95, length(MnB0), length(MnB2))
```

```
#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS
ks.test(MnB0, MnB2, alternative = "greater")
kruskal.test(list(MnB0, MnB2))
#####
```

```
##### iii. H0: MnB1=MnB2
#####
#TESTES PARAMÉTRICOS ASSINTÓTICOS
TEXB1B2 <- sum(MnB1-1)/length(MnB1) / (sum(MnB2-1)/length(MnB2))
pf(TEXB1B2, 2*length(MnB1), 2*length(MnB2))
TEXB1B2
qf(.95, 2*length(MnB1), 2*length(MnB2))
```

```
THNB1B2 <- sum((MnB1-1)^2)/length(MnB1) / (sum((MnB2-1)^2)/length(MnB2))
pf(THNB1B2, length(MnB1), length(MnB2))
THNB1B2
qf(.95, length(MnB1), length(MnB2))
```

```
#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS
ks.test(MnB1, MnB2, alternative = "greater")
kruskal.test(list(MnB1, MnB2))
#####
```

```
#####
#####
##### Testes sobre condições de igualdade de TECNOLOGIAS modelos #####
#####
#####
```

```
# Baseado nos procedimentos propostos por Simar e Wilson (2002) - páginas 183-185 Cap 6 livro
Bogetoft
# Racionalidade do teste shat < critValue -> Rejeita-se a hipótese nula de que MnB2=MB2c
```

```
##### 1. H0: MnB2c=MnB2
```

```
#####
# TESTE NÃO PARAMÉTRICO COM USO DE BOOTSTRAPING SOBRE A HIPÓTESE DE
IGUALDADE ENTRE OS MODELOS DE RETORNOS CONSTANTES
# E RETORNOS VARIÁVEIS A ESCALA
shat1 <- sum(MnB2c)/sum(MnB2)
nrep <- 2000
Bc <- boot.sw98(t(bxB),t(by2),NREP=nrep,RTS=3)
Bv <- boot.sw98(t(bxB),t(by2),NREP=nrep,RTS=1,XREF=t(bxB),YREF=t(by2),DREF=1/MnB2c)
s1 <- colSums(1/Bc$boot)/colSums(1/Bv$boot)
quantile(s1,c(1,2,5,10,15,40,50)/100.0)
shat1
critValue(s1,0.05)
typeIerror(shat1,s1)
```

#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS

```
ks.test(MnB2, MnB2c, alternative = "greater")
kruskal.test(list(MnB2c, MnB2))
```

```
#####
```

2. H0: MnB2d=MnB2c

```
#####
# TESTE NÃO PARAMÉTRICO COM USO DE BOOTSTRAPING SOBRE A HIPÓTESE DE
IGUALDADE ENTRE OS MODELOS DE RETORNOS VARIÁVEIS A ESCALA
# E RETORNOS NÃO CRESCENTES A ESCALA
shat3 <- sum(MnB2c)/sum(MnB2d)
nrep <- 2000
Bc <- boot.sw98(t(bxB),t(by2),NREP=nrep,RTS=3)
Bd <- boot.sw98(t(bxB),t(by2),NREP=nrep,RTS=2)
#Bc <- boot.sw98(t(bxB),t(by2),NREP=nrep,RTS=3,XREF=t(bxB),YREF=t(by2),DREF=1/MnB2d)
s3 <- colSums(1/Bc$boot)/colSums(1/Bd$boot)
quantile(s3,c(1,2,5,10,15,40,50)/100.0)
shat3
critValue(s3,0.05)
typeIerror(shat3,s3)
```

#TESTES NÃO PARAMÉTRICOS

```
ks.test(MnB2d, MnB2c, alternative = "greater")
kruskal.test(list(MnB2c, MnB2d))
```

```
#####
```

```
#####
#####
##### Cálculo do modelo de eficiência econômica #####
#####
#####
#####
```

#Medidas de Eficiência Econômica - pag.103-104 Cap 4 livro Bogetoft

```
xopt <- cost.opt(bxB,by2, pbxB, RTS=3)
xopt
cobs <- bxB %*% t(pbxB)
cobs2=c(1:67)
for ( i in 1:67 )cobs2[i]<-cobs[i,i]
cobs2
copt <- xopt$xopt %*% t(pbxB)
copt2=c(1:67)
for ( i in 1:67 )copt2[i]<-copt[i,i]
ce <- copt2/cobs2
```



```

ae <- ce/MnB2c
tec <- MnB2c
R<-cbind(ce,ae,tec)
write.csv2(R,"~/Documents/Tese/Tese/Resultados/Simulações/resultados/Ef.Economica.ModeloFinal.csv")

```

```

#####
#####                                     #####
#####   Cálculo dos "pesos" do modelo escolhido   s   #####
#####                                     #####
#####
#####
#####

```

```

IB2c<-lambda(dea(bxB,by2,RTS=3,ORIENTATION="in"))
lpB2c<-lambda(cost.opt(bxB,by2, pbxB, RTS=3))

```

```

R<-cbind(IB2c)
R<-cbind(lpB2c)
write.csv2(R,"~/Documents/Tese/Tese/Resultados/Simulações/resultados/pesos.EfTecnica.csv")
write.csv2(R,"~/Documents/Tese/Tese/Resultados/Simulações/resultados/pesos.EfEconomica.csv")

```

```

#####
#####                                     #####
#####   Comparação de grupos                                     #####
#####                                     #####
#####
#####
#####

```

```

##### O. Regiões - 1 - Ef Tecnica Ne x CS
#####
MnB2c.NE<-data.frame(i_Regiao,MnB2c)
Ga0 <- MnB2c.NE[ which(MnB2c.NE$i_Regiao!="Nordeste"), 2]
Ga1 <- MnB2c.NE[ which(MnB2c.NE$i_Regiao=="Nordeste"), 2]

```

```

TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga1-1)/length(Ga1))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))

```

```

THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga1))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga1))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga1))

```

```

# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga1)
# Kruskal-Wallis
kruskal.test(MnB2c.NE, i_Regiao=="Nordeste")

```

```

#####
##### O. Regiões - 2 - Ef Tecnica Tradicional x Expansao
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
MnB2c.CS<-data.frame(i_Regiao,MnB2c)
Ga0 <- MnB2c.CS[ which(MnB2c.CS$i_Regiao=="Expansao"), 2]
Ga1 <- MnB2c.CS[ which(MnB2c.CS$i_Regiao=="Tradicional"), 2]

```

```

TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga1-1)/length(Ga1))
TEXa

```

```
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
```

```
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga1))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga1))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga1))
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga1)
```

```
#####
##### O. Regiões - 3 - Ef Economica Ne x CS
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
EE.NE<-data.frame(i_Regiao,ce)
Ga0 <- EE.NE[ which(EE.NE$i_Regiao!="Nordeste"), 2]
Ga1 <- EE.NE[ which(EE.NE$i_Regiao=="Nordeste"), 2]
```

```
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga1-1)/length(Ga1))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
```

```
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga1))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga1))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga1))
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga1)
# Kruskal-Wallis
kruskal.test(EE.NE, i_Regiao=="Nordeste")
```

```
#####
##### O. Regiões - 4 - Ef Economia Tradicional x Expansao
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
EE.CS<-data.frame(i_Regiao,ce)
Ga0 <- EE.CS[ which(EE.CS$i_Regiao=="Expansao"), 2]
Ga1 <- EE.CS[ which(EE.CS$i_Regiao=="Tradicional"), 2]
```

```
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga1-1)/length(Ga1))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
```

```
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga1))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga1))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga1))
```

```

# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga1)
#####
##### O. Regiões - 5 Ef Técnica - UF
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
MnB2c.UF<-data.frame(i_UF,MnB2c)
Ga0 <- MnB2c.UF[ which(MnB2c.UF$i_UF=="SP"), 2]
Ga1 <- MnB2c.UF[ which(MnB2c.UF$i_UF=="MG"), 2]
Ga2 <- MnB2c.UF[ which(MnB2c.UF$i_UF=="GO"), 2]
Ga3 <- MnB2c.UF[ which(MnB2c.UF$i_UF=="PR"), 2]
Ga4 <- MnB2c.UF[ which(MnB2c.UF$i_UF=="MS"), 2]

# SP - MG
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga1-1)/length(Ga1))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga1))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga1))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga1))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga1)

# SP - GO
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga2)

# SP - PR
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga3-1)/length(Ga3))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga3))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga3))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga3))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga3)

```

```
# SP- MS
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga4))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga4)
```

```
# MG - GO
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga2)
```

```
# MG - PR
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga3-1)/length(Ga3))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga3))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga3))
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga3))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga3)
```

```
# MG - MS
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga4))
```

```
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga4)
```

```
# GO - PR
TEXa <- sum(Ga3-1)/length(Ga3)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga3), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga3), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga3), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga3, Ga2)
```

```
# MS - GO
TEXa <- sum(Ga4-1)/length(Ga4)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga4), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga4), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga4), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga4, Ga2)
```

```
# PR- MS
TEXa <- sum(Ga3-1)/length(Ga3)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga3), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga3), length(Ga4))
pf(THNa, length(Ga3), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga3, Ga4)
```

```
##### O. Regiões - 6 Ef Economica - UF
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
EE.UF<-data.frame(i_UF,ce)
```

```

Ga0 <- EE.UF[ which(EE.UF$_UF=="SP"), 2]
Ga1 <- EE.UF[ which(EE.UF$_UF=="MG"), 2]
Ga2 <- EE.UF[ which(EE.UF$_UF=="GO"), 2]
Ga3 <- EE.UF[ which(EE.UF$_UF=="PR"), 2]
Ga4 <- EE.UF[ which(EE.UF$_UF=="MS"), 2]

```

```

# SP - MG

```

```

TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga1-1)/length(Ga1))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga1))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga1))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga1))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga1)

```

```

# SP - GO

```

```

TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga2)

```

```

# SP - PR

```

```

TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga3-1)/length(Ga3))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga3))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga3))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga3))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga3)

```

```

# SP- MS

```

```

TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial

```

```

THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga4))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga4)

```

```

# MG - GO
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga2)

```

```

# MG - PR
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga3-1)/length(Ga3))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga3))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga3))
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga3))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga3)

```

```

# MG - MS
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga4))
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga4)

```

```

# GO - PR
TEXa <- sum(Ga3-1)/length(Ga3)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa

```

```

qf(.025, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga3), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga3), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga3), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga3, Ga2)

```

```

# MS - GO
TEXa <- sum(Ga4-1)/length(Ga4)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga4), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga4), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga4), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga4, Ga2)

```

```

# PR- MS
TEXa <- sum(Ga3-1)/length(Ga3)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga3), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga3), length(Ga4))
pf(THNa, length(Ga3), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga3, Ga4)

```

```

##### O. Regiões - 7 Ef Alocativa - UF
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
EA.UF<-data.frame(i_UF,ae)
Ga0 <- EA.UF[ which(EA.UF$i_UF=="SP"), 2]
Ga1 <- EA.UF[ which(EA.UF$i_UF=="MG"), 2]
Ga2 <- EA.UF[ which(EA.UF$i_UF=="GO"), 2]
Ga3 <- EA.UF[ which(EA.UF$i_UF=="PR"), 2]
Ga4 <- EA.UF[ which(EA.UF$i_UF=="MS"), 2]

```

```

# SP - MG
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga1-1)/length(Ga1))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))

```



```

pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga1))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga1))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga1))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga1)

```

```

# SP - GO
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga2-2)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga2)

```

```

# SP - PR
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga3-1)/length(Ga3))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga3))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga3))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga3))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga3))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga3)

```

```

# SP- MS
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga4))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga4)

```

```

# MG - GO
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))

```

```

TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga2)

```

```

# MG - PR
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga3-1)/length(Ga3))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga3))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga3))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga3))
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga3))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga3)

```

```

# MG - MS
TEXa <- sum(Ga1-1)/length(Ga1)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga1), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga1), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga1), length(Ga4))
pf(THNa, length(Ga1), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga1, Ga4)

```

```

# GO - PR
TEXa <- sum(Ga3-1)/length(Ga3)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga3), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga3), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga3), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga3), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga3, Ga2)

```

```
# MS - GO
TEXa <- sum(Ga4-1)/length(Ga4)/ (sum(Ga2-1)/length(Ga2))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
qf(.975, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
pf(TEXa, 2*length(Ga4), 2*length(Ga2))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4)/ (sum((Ga2-1)^2)/length(Ga2))
THNa
qf(.025, length(Ga4), length(Ga2))
qf(.975, length(Ga4), length(Ga2))
pf(THNa, length(Ga4), length(Ga2))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga4, Ga2)
```

```
# PR- MS
TEXa <- sum(Ga3-1)/length(Ga3)/ (sum(Ga4-1)/length(Ga4))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
qf(.975, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
pf(TEXa, 2*length(Ga3), 2*length(Ga4))
# teste não-paramétrico exponencial
THNa<-sum((Ga3-1)^2)/length(Ga3)/ (sum((Ga4-1)^2)/length(Ga4))
THNa
qf(.025, length(Ga3), length(Ga4))
qf(.975, length(Ga3), length(Ga4))
pf(THNa, length(Ga3), length(Ga4))
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga3, Ga4)
```

0. Regiões - Eficiencia Tecnica

```
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
MnB2c.Regiao<-data.frame(i_Regiao,MnB2c)
Ga0 <- MnB2c.Regiao[ which(MnB2c.Regiao$i_Regiao=="Expansao"), 2]
Ga1 <- MnB2c.Regiao[ which(MnB2c.Regiao$i_Regiao=="Tradicional"), 2]
Ga2 <- MnB2c.Regiao[ which(MnB2c.Regiao$i_Regiao=="Nordeste"), 2]
# Kruskal-Wallis
kruskal.test(MnB2c.Regiao, i_Regiao)
```

#####

0. Regiões - Eficiencia economica

```
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
EE.Regiao<-data.frame(i_Regiao,ce)
eGa0 <- EE.Regiao[ which(EE.Regiao$i_Regiao=="Expansao"), 2]
eGa1 <- EE.Regiao[ which(EE.Regiao$i_Regiao=="Tradicional"), 2]
eGa2 <- EE.Regiao[ which(EE.Regiao$i_Regiao=="Nordeste"), 2]
# Kruskal-Wallis
kruskal.test(EE.Regiao, i_Regiao)
```

#####

1. Tecnologia Agrícola

```
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias agrícolas
# diferentes - páginas 159 Cap 6 livro Bogetoft
```

```
MnB2c.TeAg<-data.frame(T_TeAgAv,MnB2c)
Ga0 <- MnB2c.TeAg[ which(MnB2c.TeAg$T_TeAgAv!=1), 2]
Ga1 <- MnB2c.TeAg[ which(MnB2c.TeAg$T_TeAgAv==1), 2]
```

```
TEXa <- sum(Ga0-1)/length(Ga0)/ (sum(Ga1-1)/length(Ga1))
TEXa
qf(.025, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
qf(.975, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
pf(TEXa, 2*length(Ga0), 2*length(Ga1))
```

```
THNa<-sum((Ga0-1)^2)/length(Ga0)/ (sum((Ga1-1)^2)/length(Ga1))
THNa
qf(.025, length(Ga0), length(Ga1))
qf(.975, length(Ga0), length(Ga1))
pf(THNa, length(Ga0), length(Ga1))
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ga0, Ga1)
# Kruskal--Wallis
kruskal.test(MnB2c, T_TeAgAv==1)
```

```
#####
##### 2. Tecnologia Industrial
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas com tecnologias industriais
#diferentes
```

```
MnB2c.Teln<-data.frame(T_TelnAv,MnB2c)
Gi0 <- MnB2c.Teln[ which(MnB2c.Teln$T_TelnAv!=1), 2]
Gi1 <- MnB2c.Teln[ which(MnB2c.Teln$T_TelnAv==1), 2]
```

```
TEXi <- sum(Gi0-1)/length(Gi0)/ (sum(Gi1-1)/length(Gi1))
TEXi
qf(.025, 2*length(Gi0), 2*length(Gi1))
qf(.975, 2*length(Gi0), 2*length(Gi1))
pf(TEXi, 2*length(Gi0), 2*length(Gi1))
```

```
THNi<-sum((Gi0-1)^2)/length(Gi0)/ (sum((Gi1-1)^2)/length(Gi1))
THNi
qf(.025, length(Gi0), length(Gi1))
qf(.975, length(Gi0), length(Gi1))
pf(THNi, length(Gi0), length(Gi1))
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Gi0, Gi1)
# Kruskal--Wallis
kruskal.test(MnB2c, T_TelnAv==1)
```

```
#####
##### 3. Tecnologia de Produção de Açúcar
#####
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos de usinas que produzem e não produzem
açúcar
```

```
MnB2c.TePA<-data.frame(T_Acucar,MnB2c)
Gpa0 <- MnB2c.TePA[ which(MnB2c.TePA$T_Acucar!=1), 2]
Gpa1 <- MnB2c.TePA[ which(MnB2c.TePA$T_Acucar==1), 2]
```

```
TEXpa <- sum(Gpa0-1)/length(Gpa0)/ (sum(Gpa1-1)/length(Gpa1))
TEXpa
qf(.025, 2*length(Gpa0), 2*length(Gpa1))
```

```
qf(.975, 2*length(Gpa0), 2*length(Gpa1))
pf(TEXi, 2*length(Gpa0), 2*length(Gpa1))
```

```
THNpa<-sum((Gpa0-1)^2)/length(Gi0)/ (sum((Gpa1-1)^2)/length(Gpa1))
THNpa
qf(.025, length(Gpa0), length(Gpa1))
qf(.975, length(Gpa0), length(Gpa1))
pf(THNpa, length(Gpa0), length(Gpa1))
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Gpa0, Gpa1)
# Kruskal-Wallis
kruskal.test(MnB2c, T_Acucar==1)
```

```
#####
```

```
##### 4. Propriedade de grande grupo
```

```
#####
```

```
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos diferentes em relação a propriedade, ou seja,
#pertences a grupos econômicos
```

```
#com estrutura de capacidade de processamento anual maior que 8 milhões de toneladas de cana
#por safra
```

```
MnB2c.TeG8<-data.frame(T_Gru8M,MnB2c)
Gg8.0 <- MnB2c.TeG8[ which(MnB2c.TeG8$T_Gru8M!=1), 2]
Gg8.1 <- MnB2c.TeG8[ which(MnB2c.TeG8$T_Gru8M==1), 2]
```

```
TEXg8 <- sum(Gg8.0-1)/length(Gg8.0)/ (sum(Gg8.1-1)/length(Gg8.1))
TEXg8
qf(.025, 2*length(Gg8.0), 2*length(Gg8.1))
qf(.975, 2*length(Gg8.0), 2*length(Gg8.1))
pf(TEXg8, 2*length(Gg8.0), 2*length(Gg8.1))
```

```
THNg8<-sum((Gg8.0-1)^2)/length(Gg8.0)/ (sum((Gg8.1-1)^2)/length(Gg8.1))
THNg8
qf(.025, length(Gg8.0), length(Gg8.1))
qf(.975, length(Gg8.0), length(Gg8.1))
pf(THNg8, length(Gg8.0), length(Gg8.1))
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Gg8.0, Gg8.1)
# Kruskal-Wallis
kruskal.test(MnB2c, T_Gru8M==1)
```

```
#####
```

```
##### 5. Propriedade de estrangeiros
```

```
#####
```

```
#Teste não paramétrico sobre diferença de dois grupos diferentes em relação a propriedade, ou seja,
#pertences a grupos econômicos onde os acionistas majoritários são estrangeiros ou nacionais
```

```
MnB2c.TeEs<-data.frame(T_Estra,MnB2c)
Ge0 <- MnB2c.TeEs[ which(MnB2c.TeEs$T_Estra!=1), 2]
Ge1 <- MnB2c.TeEs[ which(MnB2c.TeEs$T_Estra==1), 2]
```

```
TEXe <- sum(Ge0-1)/length(Ge0)/ (sum(Ge1-1)/length(Ge1))
TEXe
qf(.025, 2*length(Ge0), 2*length(Ge1))
qf(.975, 2*length(Ge0), 2*length(Ge1))
pf(TEXe, 2*length(Ge0), 2*length(Ge1))
```

```
THNe<-sum((Ge0-1)^2)/length(Ge0)/ (sum((Ge1-1)^2)/length(Ge1))
THNe
```

```
qf(.025, length(Ge0), length(Ge1))
qf(.975, length(Ge0), length(Ge1))
pf(THNe, length(Ge0), length(Ge1))
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Ge0, Ge1)
# Kruskal-Wallis
kruskal.test(MnB2c, T_Estra==1)
```

```
#####
```

```
##### 6. Tecnologia nova
```

```
#####
```

```
#Teste não paramétrico sobre diferença da idade da usina, ou seja, usina recentes construídas ou
#usinas antigas
```

```
MnB2c.TeNo<-data.frame(T_Novo,MnB2c)
Gn0 <- MnB2c.TeNo[ which(MnB2c.TeNo$T_Novo!=1), 2]
Gn1 <- MnB2c.TeNo[ which(MnB2c.TeNo$T_Novo==1), 2]
```

```
TEXn <- sum(Gn0-1)/length(Gn0)/ (sum(Gn1-1)/length(Gn1))
TEXn
```

```
qf(.025, 2*length(Gn0), 2*length(Gn1))
qf(.975, 2*length(Gn0), 2*length(Gn1))
pf(TEXn, 2*length(Gn0), 2*length(Gn1))
```

```
THNn<-sum((Gn0-1)^2)/length(Gn0)/ (sum((Gn1-1)^2)/length(Gn1))
THNn
```

```
qf(.025, length(Gn0), length(Gn1))
qf(.975, length(Gn0), length(Gn1))
pf(THNn, length(Gn0), length(Gn1))
```

```
# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(Gn0, Gn1)
# Kruskal-Wallis
kruskal.test(MnB2c, T_Novo==1)
```

ANEXO D – Base de dados utilizada no trabalho

Tabela 15 – Base de dados utilizados no modelo empírico

(continua)

DMU	Região	X1	X2	X3	Y1	Y2	Y3	P1	P2	P3	Y12
1	Tradicional	397	263	223	483	233	486	813	863	687	813
2	Tradicional	326	424	304	533	250	538	886	863	720	886
3	Expansão	40	237	243	97	93	0	399	863	488	399
4	Expansão	434	25	240	191	199	0	354	863	440	354
5	Tradicional	826	686	1.000	1.000	513	437	989	863	519	989
6	Tradicional	81	148	247	0	222	0	833	858	490	833
7	Expansão	774	77	423	478	608	680	487	856	570	487
8	Expansão	50	242	213	0	285	0	480	760	456	480
9	Expansão	172	49	243	0	298	96	488	858	496	488
10	Tradicional	438	676	329	620	477	0	972	863	833	972
11	Tradicional	237	162	169	15	484	0	741	863	567	741
12	Expansão	451	304	222	0	909	666	500	894	869	500
13	Expansão	18	421	185	0	327	0	758	863	445	758
14	Tradicional	473	287	361	0	810	102	714	858	499	714
15	Tradicional	2	952	243	292	370	289	778	846	405	778
16	Tradicional	656	261	383	533	376	370	497	866	567	497
17	Tradicional	725	82	306	475	338	506	497	866	553	497
18	Tradicional	189	0	288	156	163	0	689	876	252	689
19	Tradicional	235	8	174	135	58	0	550	868	363	550
20	Tradicional	96	325	243	218	148	0	829	868	470	829
21	Expansão	709	699	461	697	692	194	486	863	620	486
22	Expansão	279	3	226	0	279	0	528	858	381	528
23	Expansão	412	255	582	330	399	168	446	828	386	446
24	Tradicional	348	452	418	475	374	0	993	967	711	993
25	Tradicional	235	227	310	269	226	0	971	912	504	971
26	Expansão	1.000	674	659	578	973	169	381	863	365	381
27	Expansão	234	292	301	151	231	195	430	916	417	430
28	Expansão	186	241	258	143	261	242	514	916	441	514
29	Expansão	523	0	463	364	311	275	403	894	309	403
30	Tradicional	193	346	304	215	243	0	912	858	507	912
31	Expansão	226	0	282	170	130	116	466	856	360	466
32	Tradicional	494	245	608	642	343	232	951	894	414	951
33	Tradicional	382	736	498	508	528	323	873	858	863	873
34	Tradicional	302	538	233	466	237	269	820	858	602	820
35	Tradicional	411	212	301	482	267	257	873	858	769	873
36	Tradicional	491	393	372	479	315	395	779	858	752	779
37	Expansão	169	67	195	0	282	0	491	888	616	491
38	Expansão	455	174	224	0	729	0	606	863	765	606
39	Expansão	320	14	242	0	471	402	504	863	613	504
40	Expansão	341	265	265	0	671	0	447	885	561	447

Tabela 15 – Base de dados utilizada no modelo empírico

(conclusão)											
DMU	Região	X1	X2	X3	Y1	Y2	Y3	P1	P2	P3	Y12
41	Expansão	606	322	268	0	1.000	699	346	760	665	346
42	Nordeste	307	135	622	300	102	0	272	937	454	272
43	Expansão	381	143	292	0	993	617	412	829	650	412
44	Nordeste	260	169	315	273	115	0	423	1.000	235	423
45	Tradicional	73	157	158	187	10	0	727	840	438	727
46	Tradicional	317	58	288	291	180	0	763	882	399	763
47	Tradicional	215	0	189	146	91	0	953	967	290	953
48	Tradicional	230	0	228	151	98	0	742	863	377	742
49	Tradicional	250	471	368	292	280	0	820	858	499	820
50	Nordeste	219	213	677	257	83	7	271	934	241	271
51	Expansão	184	658	404	456	258	0	678	863	418	678
52	Tradicional	307	198	398	362	228	5	989	863	436	989
53	Expansão	768	161	372	531	525	1.000	545	808	482	545
54	Tradicional	352	258	429	420	280	99	672	857	304	672
55	Tradicional	455	450	452	489	519	0	873	858	391	873
56	Nordeste	161	172	324	175	102	0	413	998	298	413
57	Expansão	467	17	226	405	301	277	504	838	729	504
58	Tradicional	399	471	301	430	436	195	818	838	593	818
59	Tradicional	205	562	282	356	285	0	714	858	591	714
60	Nordeste	168	137	538	170	58	1	175	937	443	175
61	Expansão	373	366	357	299	252	0	479	863	496	479
62	Expansão	128	761	242	350	399	409	468	858	772	468
63	Tradicional	89	71	233	0	218	0	871	785	485	871
64	Tradicional	197	160	289	135	205	99	729	876	491	729
65	Tradicional	657	27	548	304	572	293	514	863	1.000	514
66	Tradicional	0	731	296	232	272	0	886	927	329	886
67	Tradicional	0	1.000	378	483	185	255	1.000	901	295	1.000

A Tabela 15 apresenta os grupos de classificação de usinas utilizados nas simulações. Os códigos destacados no cabeçalho significam:

- TA: se a usina possui tecnologia de produção de açúcar valor é igual a 1;
- TAA: se a usina adota tecnologia avançada agrícola valor é igual a 1;
- TAI: se a usina adota tecnologia avançada industrial valor é igual a 1;
- PG: se a usina pertence a um grande grupo valor é igual a 1;
- PE: se a usina pertence a um grupo estrangeiro valor é igual a 1;
- TN: se a usina foi construída nos últimos 10 anos ou passou por uma atualização tecnológica significativa no período valor é igual a 1.

Tabela 16 – Critérios de classificação dos grupos de DMU

(continua)

DMU	Região	TA	PG	PE	TN	TAA	TAI
1	Tradicional	1	0	1	1	0	1
2	Tradicional	1	0	1	1	0	1
3	Expansão	1	0	1	0	0	0
4	Expansão	1	0	0	0	0	0
5	Tradicional	1	1	0	0	1	1
6	Tradicional	0	0	0	0	0	0
7	Expansão	1	0	1	1	1	1
8	Expansão	0	0	0	1	1	0
9	Expansão	0	0	1	1	1	1
10	Tradicional	1	0	0	0	1	0
11	Tradicional	1	0	0	1	1	0
12	Expansão	0	1	0	1	1	1
13	Expansão	0	0	1	1	1	0
14	Tradicional	0	1	0	1	1	0
15	Tradicional	1	0	1	0	0	1
16	Tradicional	1	0	0	0	1	1
17	Tradicional	1	0	0	1	0	1
18	Tradicional	1	0	0	0	0	0
19	Tradicional	1	0	0	1	0	0
20	Tradicional	1	0	0	0	0	0
21	Expansão	1	1	0	0	1	0
22	Expansão	0	0	0	0	1	0
23	Expansão	1	0	0	0	1	0
24	Tradicional	1	1	0	0	1	0
25	Tradicional	1	0	0	0	0	0
26	Expansão	1	0	0	0	1	0
27	Expansão	1	0	1	1	1	1
28	Expansão	1	0	1	1	1	1
29	Expansão	1	0	0	0	1	1
30	Tradicional	1	0	0	0	1	0
31	Expansão	1	0	1	1	0	0
32	Tradicional	1	0	0	0	0	0
33	Tradicional	1	1	1	0	0	0
34	Tradicional	1	1	1	1	1	1
35	Tradicional	1	1	1	0	1	1
36	Tradicional	1	1	1	1	1	1
37	Expansão	0	1	0	1	1	0
38	Expansão	0	1	0	1	1	0
39	Expansão	0	1	0	1	1	1
40	Expansão	0	1	0	1	1	0

Tabela 16 – Critérios de classificação dos grupos de DMU

DMU	Região	TA	PG	PE	TN	(conclusão)	
						TAA	TAI
41	Expansão	0	1	0	1	1	1
42	Nordeste	1	0	0	0	0	0
43	Expansão	0	0	0	1	1	1
44	Nordeste	1	0	0	0	0	0
45	Tradicional	1	1	1	0	0	0
46	Tradicional	1	1	1	0	0	0
47	Tradicional	1	0	0	0	0	0
48	Tradicional	1	0	0	0	0	0
49	Tradicional	1	0	0	0	0	0
50	Nordeste	1	0	0	0	0	0
51	Expansão	1	0	0	0	1	0
52	Tradicional	1	0	0	0	0	0
53	Expansão	1	0	0	1	1	1
54	Tradicional	1	0	0	0	1	0
55	Tradicional	1	0	0	0	0	0
56	Nordeste	1	0	0	0	0	0
57	Expansão	1	0	1	0	0	1
58	Tradicional	1	0	1	1	0	0
59	Tradicional	1	0	0	0	0	0
60	Nordeste	1	0	0	0	0	0
61	Expansão	1	0	1	0	0	0
62	Expansão	1	0	1	1	1	1
63	Tradicional	0	0	0	0	0	0
64	Tradicional	1	0	0	0	0	0
65	Tradicional	1	1	0	0	1	1
66	Tradicional	1	0	0	0	0	0
67	Tradicional	1	0	0	0	1	1

ANEXO E – Resultados de medida de eficiência

Tabela 17 – Medidas de eficiência estimadas para modelo empírico

(continua)

Usina	Região	Eficiência Econômica	Eficiência Alocativa	Eficiência Técnica
1	Tradicional	60,9%	88,6%	68,7%
2	Tradicional	59,6%	75,7%	78,7%
3	Expansão	20,5%	27,0%	75,8%
4	Expansão	46,7%	94,0%	49,7%
5	Tradicional	57,9%	86,7%	66,8%
6	Tradicional	50,6%	67,5%	74,9%
7	Expansão	70,6%	95,7%	73,8%
8	Expansão	37,1%	38,0%	97,7%
9	Expansão	65,1%	90,3%	72,0%
10	Tradicional	57,3%	74,5%	76,9%
11	Tradicional	64,8%	86,9%	74,6%
12	Expansão	51,5%	72,1%	71,4%
13	Expansão	36,0%	38,2%	94,4%
14	Tradicional	55,1%	89,3%	61,7%
15	Tradicional	36,1%	36,1%	100,0%
16	Tradicional	49,1%	87,3%	56,2%
17	Tradicional	56,1%	95,3%	58,8%
18	Tradicional	100,0%	100,0%	100,0%
19	Tradicional	47,2%	98,9%	47,7%
20	Tradicional	47,6%	56,3%	84,7%
21	Expansão	42,3%	62,5%	67,7%
22	Expansão	55,3%	99,6%	55,5%
23	Expansão	48,7%	73,0%	66,7%
24	Tradicional	59,9%	75,7%	79,0%
25	Tradicional	60,8%	82,5%	73,6%
26	Expansão	36,0%	63,0%	57,2%
27	Expansão	26,2%	49,9%	52,6%
28	Expansão	38,4%	55,7%	68,9%
29	Expansão	77,0%	100,0%	77,0%
30	Tradicional	48,2%	70,2%	68,6%
31	Expansão	79,2%	100,0%	79,2%
32	Tradicional	75,5%	95,4%	79,1%
33	Tradicional	51,8%	67,7%	76,5%
34	Tradicional	46,5%	67,6%	68,8%
35	Tradicional	67,9%	94,4%	71,9%

Tabela 17 – Medidas de eficiência estimadas para modelo empírico

(conclusão)

Usina	Região	Eficiência Econômica	Eficiência Alocativa	Eficiência Técnica
36	Tradicional	49,6%	84,0%	59,1%
37	Expansão	54,7%	86,1%	63,6%
38	Expansão	58,5%	95,3%	61,3%
39	Expansão	77,2%	98,1%	78,7%
40	Expansão	43,7%	64,3%	67,9%
41	Expansão	42,9%	70,7%	60,7%
42	Nordeste	31,7%	59,5%	53,3%
43	Expansão	83,7%	83,7%	100,0%
44	Nordeste	35,6%	62,3%	57,1%
45	Tradicional	46,9%	61,4%	76,4%
46	Tradicional	71,9%	99,0%	72,7%
47	Tradicional	62,3%	94,0%	66,2%
48	Tradicional	63,7%	97,8%	65,1%
49	Tradicional	43,3%	66,5%	65,2%
50	Nordeste	21,7%	39,3%	55,3%
51	Expansão	42,1%	50,0%	84,3%
52	Tradicional	66,9%	91,3%	73,3%
53	Expansão	62,3%	96,3%	64,7%
54	Tradicional	61,7%	83,5%	73,9%
55	Tradicional	62,1%	81,2%	76,5%
56	Nordeste	28,8%	48,9%	58,9%
57	Expansão	85,2%	98,6%	86,4%
58	Tradicional	55,0%	76,7%	71,7%
59	Tradicional	42,9%	56,0%	76,7%
60	Nordeste	15,4%	30,7%	50,1%
61	Expansão	31,8%	62,0%	51,4%
62	Expansão	29,1%	31,4%	92,7%
63	Tradicional	73,4%	87,0%	84,4%
64	Tradicional	50,7%	82,3%	61,6%
65	Tradicional	72,9%	98,3%	74,2%
66	Tradicional	36,9%	36,9%	100,0%
67	Tradicional	41,0%	41,2%	99,6%

Na tabela 18 a segunda linha de cabeçalho refere-se ao código de identificação das empresas as usinas consideradas como referência para as demais as quais são as únicas que possuem valor de pesos de ponderação diferente de zero.

Tabela 18 – Medidas de eficiência estimadas para modelo empírico

(continua)

Usina	Matriz de pesos do modelo de eficiência técnica				Matriz de pesos do modelo de eficiência econômica	
	15	18	43	66	18	43
1	0,082	0	0,716	0	0,000	0,773
2	0,250	0	0,672	0	0,000	0,847
3	0,177	0	0,079	0	0,599	0,000
4	0	0,965	0,087	0	1,222	0,000
5	0,264	0	1,447	0	0,000	1,631
6	0,093	0	0,159	0	0,000	0,223
7	0,0	2,220	0,397	0	3,396	0,000
8	0,229	0	0,127	0	0,850	0,000
9	0	0,158	0,247	0	0,889	0,000
10	0,414	0	0,882	0	0,000	1,171
11	0,057	0	0,464	0	0,000	0,504
12	0,101	0	0,845	0	2,710	0,000
13	0,411	0	0,042	0	0,000	0,330
14	0,071	0	0,766	0	0,000	0,816
15	1,000	0	0	0	0,000	0,698
16	0,009	0	0,968	0	2,884	0,000
17	0	1,576	0,337	0	2,575	0,000
18	0	1,000	0	0	1,000	0,000
19	0	0,539	0,027	0	0,618	0,000
20	0,257	0	0,212	0	0,000	0,392
21	0,308	0	1,258	0	4,362	0,000
22	0	0,796	0,012	0	0,831	0,000
23	0,070	0	0,721	0	2,280	0,000
24	0,267	0	0,721	0	0,000	0,907
25	0,107	0	0,454	0	0,000	0,529
26	0,179	0	1,499	0	4,812	0,000
27	0,113	0	0,322	0	1,188	0,000
28	0,124	0	0,336	0	1,251	0,000
29	0	2,130	0	0	2,130	0,000
30	0,197	0	0,347	0	0,000	0,485
31	0	0,947	0	0	0,947	0,000
32	0,050	0	1,026	0	0,000	1,060
33	0,477	0	0,765	0	0,000	1,098
34	0,307	0	0,544	0	0,000	0,759
35	0,044	0	0,775	0	0,000	0,806

Tabela 18 – Medidas de eficiência estimadas para modelo empírico

(conclusão)

Usina	Matriz de pesos do modelo de eficiência técnica				Matriz de pesos do modelo de eficiência econômica	
	15	18	43	66	18	43
36	0,130	0	0,761	0	0,000	0,852
37	0,002	0	0,282	0	0,841	0,000
38	0,002	0	0,733	0	2,174	0,000
39	0	1,178	0,077	0	1,406	0,000
40	0,098	0	0,607	0	2,000	0,000
41	0,060	0	0,964	0	2,981	0,000
42	0,011	0	0,429	0	1,295	0,000
43	0	0	1,000	0	2,961	0,000
44	0,043	0	0,389	0	1,242	0,000
45	0,104	0	0,146	0	0,000	0,219
46	0	0,625	0,295	0	0,000	0,506
47	0	0,754	0	0	0,000	0,254
48	0	0,792	0	0	0,000	0,268
49	0,258	0	0,426	0	0,000	0,607
50	0,076	0	0,317	0	1,097	0,000
51	0,522	0	0,404	0	2,275	0,000
52	0,064	0	0,590	0	0,000	0,635
53	0	1,161	0,729	0	3,319	0,000
54	0,098	0	0,682	0	2,222	0,000
55	0,224	0	0,912	0	0,000	1,069
56	0,069	0	0,249	0	0,879	0,000
57	0	1,928	0,103	0	2,232	0,000
58	0,242	0	0,749	0	0,000	0,918
59	0,391	0	0,411	0	0,000	0,684
60	0,039	0	0,221	0	0,734	0,000
61	0,122	0	0,502	0	1,739	0,000
62	0,695	0	0,308	0	2,348	0,000
63	0,033	0	0,197	0	0,000	0,220
64	0,056	0	0,318	0	0,000	0,357
65	0	2,296	0,140	0	2,710	0,000
66	0	0	0	1,000	0,000	0,532
67	0	0	0	1,362	0,000	0,724

ANEXO F – Recomendações de ações a serem tomadas pelas usinas

(continua)

Usina	X1	X2	X1*	X2*	1 - (Ef. Técnica)	1-X1*/X1	1-X2*/X2	Proporção (X1/X2)/(X1*/X2*)	Ações recomendadas
1	397	263	295	111	31%	-26%	-58%	57%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
2	326	424	323	121	21%	-1%	-71%	29%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
3	40	237	113	0	24%	183%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
4	434	25	231	0	50%	-47%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
5	826	686	622	233	33%	-25%	-66%	45%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
6	81	148	85	32	25%	5%	-78%	21%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
7	774	77	642	0	26%	-17%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
8	50	242	161	0	2%	221%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
9	172	49	168	0	28%	-2%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
10	438	676	446	167	23%	2%	-75%	24%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
11	237	162	192	72	25%	-19%	-56%	55%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
12	451	304	512	0	29%	14%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.

Quadro 5 – Análises das ações recomendadas para as usinas avaliadas com base nos valores ótimos de *inputs*

Usina	X1	X2	X1*	X2*	1 - (Ef. Técnica)	1-X1*/X1	1-X2*/X2	Proporção (X1/X2)/(X1*/X2*)	Conclusão
13	18	421	126	47	6%	597%	-89%	2%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
14	473	287	311	117	38%	-34%	-59%	62%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
15	2	952	266	100	0%	13201%	-90%	0%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
16	656	261	545	0	44%	-17%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
17	725	82	487	0	41%	-33%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
18	189	0	189	0	0%	0%	0%	-	- Não há necessidade de modificações
19	235	8	117	0	52%	-50%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
20	96	325	149	56	15%	55%	-83%	11%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
21	709	699	824	0	32%	16%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
22	279	3	157	0	44%	-44%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
23	412	255	431	0	33%	5%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
24	348	452	346	130	21%	-1%	-71%	29%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.

Quadro 5 – Análises das ações recomendadas para as usinas avaliadas com base nos valores ótimos de *inputs*

(continuação)

Usina	X1	X2	X1*	X2*	1 - (Ef. Técnica)	1-X1*/X1	1-X2*/X2	Proporção (X1/X2)/(X1*/X2*)	Conclusão
25	235	227	201	76	26%	-14%	-67%	39%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
26	1.000	674	909	0	43%	-9%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
27	234	292	225	0	47%	-4%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
28	186	241	236	0	31%	27%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
29	523	0	403	0	23%	-23%		-	- Reduzir quantidade usada de terra
30	193	346	185	69	31%	-4%	-80%	21%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
31	226	0	179	0	21%	-21%		-	- Reduzir quantidade usada de terra
32	494	245	404	152	21%	-18%	-38%	76%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
33	382	736	418	157	23%	10%	-79%	19%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
34	302	538	289	108	31%	-4%	-80%	21%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
35	411	212	307	115	28%	-25%	-46%	73%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
36	491	393	324	122	41%	-34%	-69%	47%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.

Quadro 5 – Análises das ações recomendadas para as usinas avaliadas com base nos valores ótimos de *inputs*

Usina	X1	X2	X1*	X2*	1 - (Ef. Técnica)	1-X1*/X1	1-X2*/X2	Proporção (X1/X2)/(X1*/X2*)	Conclusão
37	169	67	159	0	36%	-6%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
38	455	174	411	0	39%	-10%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
39	320	14	266	0	21%	-17%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
40	341	265	378	0	32%	11%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
41	606	322	563	0	39%	-7%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
42	307	135	245	0	47%	-20%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
43	381	143	560	0	0%	47%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
44	260	169	235	0	43%	-10%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
45	73	157	83	31	24%	14%	-80%	17%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
46	317	58	193	72	27%	-39%	25%	205%	- Reduzir quantidade usada de terra ; - Aumentar a compra de ATR.
47	215	0	97	36	34%	-55%	iniciar uso	tende a infinito	- Reduzir quantidade usada de terra ; - Aumentar a compra de ATR.
48	230	0	102	38	35%	-56%	iniciar uso	tende a infinito	- Reduzir quantidade usada de terra ; - Aumentar a compra de ATR.

Quadro 5 – Análises das ações recomendadas para as usinas avaliadas com base nos valores ótimos de *inputs*

(continuação)

Usina	X1	X2	X1*	X2*	1 - (Ef. Técnica)	1-X1*/X1	1-X2*/X2	Proporção (X1/X2)/(X1*/X2*)	Conclusão
49	250	471	231	87	35%	-8%	-82%	20%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
50	219	213	207	0	45%	-5%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
51	184	658	430	0	16%	134%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
52	307	198	242	91	27%	-21%	-54%	58%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
53	768	161	627	0	35%	-18%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
54	352	258	420	0	26%	19%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
55	455	450	407	153	24%	-11%	-66%	38%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
56	161	172	166	0	41%	3%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
57	467	17	422	0	14%	-10%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
58	399	471	350	131	28%	-12%	-72%	32%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
59	205	562	260	98	23%	27%	-83%	14%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.

Quadro 5 – Análises das ações recomendadas para as usinas avaliadas com base nos valores ótimos de *inputs*

Usina	X1	X2	X1*	X2*	1 - (Ef. Técnica)	1-X1*/X1	1-X2*/X2	Proporção (X1/X2)/(X1*/X2*)	Conclusão
60	168	137	139	0	50%	-17%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
61	373	366	329	0	49%	-12%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
62	128	761	444	0	7%	247%	-100%	tende a zero	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
63	89	71	84	31	16%	-6%	-56%	47%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
64	197	160	136	51	38%	-31%	-68%	46%	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
65	657	27	512	-	26%	-22%	-100%	tende a zero	- Reduzir quantidade de consumo dos 2 fatores; - Aumentar proporção usada de terra.
66	0	731	203	76	0%		-90%	0%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.
67	0	1.000	276	104	0%		-90%	0%	- Aumentar a quantidade usada da terra; - Reduzir a compra de ATR.

Quadro 5 – Análises das ações recomendadas para as usinas avaliadas com base nos valores ótimos de *inputs*