

JUAN CAMILO MENDOZA COMBAT

ANÁLISE DA EFICIÊNCIA NA INDÚSTRIA ALIMENTÍCIA BRASILEIRA

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia de Alimentos, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2016

Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa

T

M539a Mendoza Combat, Juan Camilo, 1983-
2016 Análise da eficiência na indústria alimentícia brasileira /
Juan Camilo Mendoza Combat. – Viçosa, MG, 2016.
xvi, 112f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui anexos.

Orientador: Ronaldo Perez.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.

Inclui bibliografia.

1. Alimentos - Indústria - Brasil. 2. Eficiência industrial.
3. Eficiência organizacional. I. Universidade Federal de Viçosa.
Departamento de Tecnologia de Alimentos. Programa de
Pós-graduação em Ciência e Tecnologia de Alimentos. II. Título.

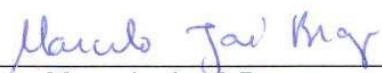
CDD 22 ed. 664.02481

JUAN CAMILO MENDOZA COMBAT

ANÁLISE DA EFICIÊNCIA NA INDÚSTRIA ALIMENTÍCIA BRASILEIRA

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia de Alimentos, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 1 de novembro de 2016



Marcelo José Braga



Érica Nascif Rufino Vieira



Marcelo Dias Paes Ferreira



Marco Antônio Sartori



Ronaldo Perez

(Orientador)

*Ao meu filho que me transformou com as
Melhores lições de vida*

DEDICO

ii

*“Aprendi que se você não consegue ser feliz com poucas coisas, não conseguirá ser
feliz com muitas”*

(PEPE MUJICA)

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Juan e Leonor, pelo carinho, apoio incondicional e compreensão em cada momento da minha vida.

À minha esposa, amiga e parceira Mayi, pelo seu amor incondicional, incentivo, companheirismo e especialmente por não me deixar desistir! Sem você não conseguiria chegar até aqui, obrigado meu amor!

Ao meu amado filho Juan Antônio, por me fazer enxergar a vida de outro modo, te amo, agradeço a você pelos momentos de alegria.

A minha irmã, Maria Paulina, pelo carinho e amizade.

Ao professor Ronaldo Peres pela amizade, paciência conselhos, confiança, oportunidade, atenção e apoio durante essa caminhada.

Aos amigos do Laboratório de Gestão, pela amizade, ajuda, e apoio durante os experimentos.

À Universidade Federal de Viçosa, pela oportunidade da realização deste curso.

A todos os funcionários e professores do Departamento de Tecnologia de Alimentos por estarem sempre dispostos a ajudar durante esta caminhada.

Aos Professores Alexandre Navarro Silva, Marcelo Braga e Adriano Provezano Gomes, Erica Nascif Rufino, Marco Antônio Sartori e a Marcelo Dias Paes Ferreira pela amizade e orientação durante o doutorado.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES/PEC-PG) pelo apoio financeiro.

A todos os meus amigos pelo apoio, amizade, companheirismo e por sempre me desejarem o melhor.

E todos aqueles que de alguma forma contribuíram,

Meus sinceros agradecimentos.

SUMARIO

LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE TABELAS	viii
LISTA DE ABREVIACOES.....	xi
RESUMO.....	xiii
ABSTRACT.....	xv
1. HIPOTESE.....	1
2. INTRODUO	2
3. OBJETIVOS	7
3.1. Objetivo Geral	7
3.2. Objetivos especficos	7
4. REFERENCIAL TEORICO	8
4.1. Estudo da Eficincia.....	10
4.1.1. Usos e estudos com DEA.....	14
5. METODOLOGIA.....	23
5.1. Base de dados, Amostragem e coleta de dados.....	24
5.2. Tratamento dos dados	25
5.3. Variveis e indicadores utilizados	26
5.4. Primeira abordagem.....	29
5.4.1. Mtodos de seleo das variveis.....	29
5.4.2. Anlise Envoltria de Dados (DEA)	29
5.4.3. Anlises estatsticas no paramtricas.....	31
5.5. Segunda abordagem.....	32
5.5.1. Reduo de Variveis.....	32
5.5.2. Formao de grupos homogneos	35

5.5.3.	Análise Envoltória de Dados (DEA)	36
5.5.4.	Discriminantes da eficiência	37
6.	RESULTADO E DISCUSSÃO	40
6.1.	Primeira abordagem	40
6.1.1.	Tamanho da Amostra	40
6.1.2.	Caracterização da amostra por atividade.	40
6.1.3.	Seleção de variáveis é determinante para a DEA	41
6.1.4.	Análise de eficiência na agroindústria brasileira	42
6.1.5.	Perfil das atividades analisadas.....	48
6.1.6.	Diferenças entre as atividades produtivas avaliadas.....	58
6.1.7.	Diferença entre grupos	59
6.2.	Segunda abordagem.....	65
6.2.1.	Redução de variáveis	66
6.3.	Análise de eficiência aplicada aos diferentes <i>clusters</i>	67
6.3.1.	Cluster um.	67
6.3.2.	Cluster dois.....	75
6.3.3.	Cluster três.	82
6.3.4.	Cluster quatro.	88
7.	CONCLUSÃO.....	99
8.	REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS.	101
9.	ANEXOS.....	108
9.1.	Anexo 1: Dendograma para a construção dos agrupamentos	108
9.2.	Anexo 2: gráficas de Box-Plot para caracterização dos clusters.....	109

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Sequência metodológica para análise DEA de empresas dos setores industrial alimentício e agropecuário, Fonte: Adaptado de Santos e Nova (2005), com modificações.	24
Figura 2. Empresas eficientes e ineficientes por atividade analisada. Fonte: dados da pesquisa	48
Figura 3. Box-Plot de eficiência para cada atividade produtiva. Fonte: dados de pesquisa.....	62
Figura 4. Box-Plot de eficiência com modelo societário por atividade produtiva. Fonte: dados de pesquisa	62
Figura 5. Box-Plot de eficiência de empresas exportadoras e não exportadoras por setor. Fonte: dados de pesquisa.	64
Figura 6. Box-Plot das variáveis Passivo Circulante (a) e Endividamento geral (b) para o Cluster um, para empresas eficientes e ineficientes.	74
Figura 7. Box-Plot das variáveis percentagens de exportação (a) e liquidez geral (b) para o Cluster dois, para empresas eficientes e ineficientes.....	81
Figura 8. Box-Plot das variáveis: Passivo Circulante (a) e Endividamento geral (b) para o Cluster três, para empresas eficientes e ineficientes.	88
Figura 9. Box-Plot das variáveis Juros, impostos, depreciação e amortização (a) e Giro do ativo (b) para o Cluster quatro, para empresas eficientes e ineficientes.	95

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Abordagens feitas para análise de eficiência.....	16
Tabela 2. Descrição da amostra e variáveis selecionadas.	42
Tabela 3. Distribuição de empresas segundo intervalos de medidas de eficiência técnica de e escala (e), obtidos nos modelos DEA.	43
Tabela 4. Média dos valores de insumos e produtos utilizados na amostra total	44
Tabela 5. Distribuição das empresas segundo o tipo de retorno e o grau de pura eficiência técnica.	46
Tabela 6. Média dos valores dos Insumos e produtos com retorno de escala para empresas eficientes e ineficientes.....	47
Tabela 7. Descrição amostral das empresas de Açúcar e álcool.....	49
Tabela 8. Descrição amostral das empresas de Agronegócio diversificado.	51
Tabela 9. Descrição amostral das empresas de produção animal.....	53
Tabela 10. Descrição amostral das empresas de produção vegetal.....	55
Tabela 11. Descrição amostral das empresas de Outros.	57
Tabela 12. Test de Kruskal-Wallis para diferença entre atividades industriais.	58
Tabela 13. Teste de médias de Dunn para determinação de diferença entre atividades industriais.	59
Tabela 14. Test de Kruskal-Wallis para diferença entre grupos Modelo Societário-Mercado.	60
Tabela 15. Test de médias de Dunn para determinação de diferença entre grupos.....	61
Tabela 16. Variáveis utilizadas para a construção dos escores fatoriais das 114 empresas FIPECAFI (São Paulo) 2015.....	65
Tabela 17. Fatores extraídos pelo método de componentes principais.	66
Tabela 18. Cargas fatoriais obtidas pelo ACP e rotação VARIMAX com Kaiser.....	66
Tabela 19. Caracterização do Cluster um.....	67
Tabela 20. Distribuição das empresas segundo intervalos de eficiência técnica e escala obtida nos modelos DEA para o Cluster um.	68
Tabela 21. Estatística de frequência das empresas eficientes do Cluster um	69
Tabela 22. Estatística de frequência das empresas ineficientes do Cluster um	70

Tabela 23. Distribuição de empresas do Cluster um segundo o tipo de retorno e grau de pura eficiência técnica.	71
Tabela 24. Medidas de variáveis e inputs e outputs segundo o tipo de escala para o Cluster um.	71
Tabela 25. Matriz de estrutura para a função discriminante do Cluster um.	73
Tabela 26. Indicadores de eficiência da função discriminante	73
Tabela 27. Classificação dos conjuntos pela função discriminante	73
Tabela 28. Caracterização do Cluster dois.	75
Tabela 29. Distribuição das empresas segundo intervalos de eficiência técnica e escala obtida nos modelos DEA para o Cluster dois.....	76
Tabela 30. Estatística de frequência das empresas eficientes do Cluster dois.	77
Tabela 31. Estatística de frequência das empresas ineficientes do Cluster dois.....	77
Tabela 32. Distribuição de empresas do Cluster dois segundo o tipo de retorno e grau de pura eficiência técnica.....	78
Tabela 33. Medidas de variáveis e inputs e outputs segundo o tipo de escala para o Cluster dois.	79
Tabela 34. Matriz de estrutura para a função discriminante do Cluster dois.	79
Tabela 35. Indicadores de eficiência da função discriminante.	80
Tabela 36. Classificação dos conjuntos pela função discriminante.	80
Tabela 37. Caracterização do Cluster três.....	82
Tabela 38. Distribuição das empresas segundo intervalos de eficiência técnica e escala obtida nos modelos DEA para o Cluster três.	83
Tabela 39. Estatística de frequência das empresas eficientes do Cluster três.	84
Tabela 40. Estatística de frequência das empresas ineficientes do Cluster três.	84
Tabela 41. Distribuição de empresas do Cluster três segundo o tipo de retorno e grau de pura eficiência técnica.....	85
Tabela 42. Medidas de variáveis e inputs e outputs segundo o tipo de escala para o Cluster três.	85
Tabela 43. Matriz de estrutura para a função discriminante do Cluster três.	86
Tabela 44. Indicadores de eficiência da função discriminante.....	87
Tabela 45. Classificação dos conjuntos pela função discriminante.	87
Tabela 46. Caracterização do Cluster quatro.....	89

Tabela 47. Distribuição das empresas segundo intervalos de eficiência técnica e escala obtida nos modelos DEA para o Cluster quatro.	89
Tabela 48. Estatística de frequência das empresas eficientes do Cluster quatro.	90
Tabela 49. Estatística de frequência das empresas ineficientes do Cluster quatro. .	91
Tabela 50. Distribuição de empresas do Cluster quatro segundo o tipo de retorno e grau de pura eficiência técnica.	92
Tabela 51. Medidas de variáveis e inputs e outputs segundo o tipo de escala para o Cluster quatro.	92
Tabela 52. Matriz de estrutura para a função discriminante do Cluster quatro.	93
Tabela 53. Indicadores de eficiência da função discriminante.	94
Tabela 54. Classificação dos conjuntos pela função discriminante.	94

LISTA DE ABREVIATÖES

DEA: *Data Envelopment Analysis*, Análise Envoltório de Dados
CNA: Confederação de Agricultura e Pecuária do Brasil
PIB: Produto Interno Bruto.
MAPA: Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento
KPIs: *Simple key performances indicate*, indicadores chaves de performances
DMU: *Decision Making Units*, Unidades Tomadoras de Decisão
CRS: *Constant Returns to Scale*
CCR: *Charnes, Cooper e Rhodes*
VRS: *Variavel Returns to Scale*
BCC: *Banker, Charnes & Cooper*
FIECAFI: Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras
VL: Vendas Líquidas
CV: Crescimento das vendas
LLA: Lucro Líquido ajustado
LLL: Lucro Líquido legal
PLA: Patrimônio Líquido ajustado
PLL: Patrimônio Líquido legal
RPL e RPA: Rentabilidade do patrimônio legal e ajustado
CCL: Capital circulante líquido
LG: Liquidez geral
LC: Liquidez Corrente
EG: Endividamento geral
ELP: Endividamento no longo Prazo
RC: Riqueza criada
NE: Número de Empregados
E: Ebitda
T: Tributos
EXp: Exportação

MV: Margem de vendas

G: Giro do ativo

AT: Ativo total ajustado.

EEs: Eficiência de escala

EP: Eficiência produtiva

ET: Eficiência técnica

SIAD: Sistema Integrado de Apoio a Decisão

KW: Kruskal-Wallis

CEPEA: Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada

ESALQ-USP: Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz da Universidade de São Paulo

ACP: Análises de Componentes Principais.

AF: Análise Fatorial

AD: Análises Discriminante

RESUMO

COMBAT, Juan Camilo Mendoza, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, novembro de 2016. **Análise da eficiência na indústria alimentícia brasileira.** Orientador: Ronaldo Perez. Coorientador: Alexandre Navarro Silva.

Em função do crescimento do agronegócio e diversidade de tecnologias e mercados, avaliar a eficiência de empresas, pode ajudar a identificar não só quem são setores mais eficientes, mas quais os fatores que interferem nesta eficiência e competitividade. Assim esta pesquisa tem como objetivos analisar o desempenho do setor alimentício brasileiro conforme a mensuração da eficiência técnica e de escala determinando os indicadores de maior importância na construção de modelos envoltórios de dados. A amostra do estudo é composta 114 empresas e 18 variáveis de caráter financeiro e produtivo da base de dados FIPECAFI, da revista EXAME, nos grupos de empresas de sítios produtoras de etanol e açúcar agronegócio diversificado produtoras de alimentos de origem animal produtoras de alimentos de origem vegetal e agronegócios diversificados; . Neste estudo utilizou-se das metodologias de Análise Envoltória De Dados (DEA); análise multivariada de dados, análise de agrupamento, e análise de discriminante. Pela abordagem direta do método DEA, foi possível determinar que 9 (7,9%) das 114 empresas obtiveram máxima eficiência técnica que dentre os grupos de empresas analisadas o setor de produção animal conseguiu os melhores resultados uma eficiência técnica média de 67% e uma eficiência de escala média de 90%; sendo também possível determinar que as empresas com modelo societário cooperativo e que não exportam seus produtos são menos eficientes que as empresas não cooperativas que exportam seus produtos, mediante a estatística do teste de Kruskal-Wallis ao um 5% de significância. Na abordagem da análise multivariada de as 114 empresas, usando a Análise de Componentes Principais (ACP), foram agrupadas em 7 grupos de empresas com características homogêneas, porém 3 grupos não apresentaram o número mínimo de empresas necessárias para análise. Ao serem analisados pela Análise Envoltória De Dados (DEA); esta abordagem validou que as empresas do setor de produção animal, são mais eficientes, mas permitiu diferenciar e identificar eficientes em diferentes grupos. Esta análise permitiu ainda identificar em cada

Cluster entre as empresas as mais eficientes; A aplicação da análise discriminante permitiu indicar que entre o total de variáveis utilizadas para o estudo, em cada cluster quais eram de maior discriminante, o que permitiu melhorar o entendimento sobre as características das empresas mais eficientes.

ABSTRACT

COMBAT, Juan Camilo Mendoza, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, November, 2016. **Efficiency analysis in brazilian food industry sector** Adviser: Ronaldo Perez. Co-Adviser: Alexandre Navarro Silva.

Given the growth of agribusiness and the diversity of technologies and markets, evaluating business efficiencies can help identify not only which sectors are more efficient, but which factors interfere in this efficiency and competitiveness. Thus, this research aims to analyze the performance of the Brazilian food sector according to the measurement of technical efficiency and scale determining the most important indicators in the construction of data wrapping models. The sample of the study is made up of 114 companies and 18 financial and productive variables from the FIPECAFI database of the magazine EXAME, in the groups of companies that produce ethanol and sugar in the diversified agribusiness producing food of animal origin producing food of origin Vegetable and agribusiness diversification; . In this study we used Data Envelopment Analysis (DEA) methodologies; Multivariate data analysis, cluster analysis, and discriminant analysis. From the direct approach of the DEA method, it was possible to determine that 9 (7.9%) of the 114 companies obtained the highest technical efficiency among the groups of companies analyzed, the animal production sector achieved the best results an average technical efficiency of 67% and a Average scale efficiency of 90%; It is also possible to determine that companies with a cooperative model and that do not export their products are less efficient than the non-cooperative companies that export their products, using a Kruskal-Wallis test statistic at a 5% significance level. In the multivariate analysis approach of the 114 companies, using the Principal Component Analysis (PCA), were grouped into 7 groups of companies with homogeneous characteristics, but 3 groups did not present the minimum number of companies required for analysis. When analyzed by Data Envelopment Analysis (DEA); This approach validated that companies in the animal production sector are more efficient, but allowed to differentiate and identify efficient in different groups. This analysis allowed to identify in each Cluster between the companies the most efficient. The application of the discriminant analysis allowed to indicate that among the total of

variables used for the study, in each cluster they were of greater discriminant, what allowed to improve the understanding about the characteristics of the most efficient companies.

1. HIPOTESE

As empresas do setor alimentício brasileiro que participam do mercado internacional são mais eficientes quanto aos seus indicadores financeiros e econômicos.

2. INTRODUÇÃO

No ano de 2015, o agronegócio brasileiro aumentou sua participação na economia nacional, atingindo 23% do PIB nacional, 2,6% acima do ano anterior, isto segundo estimativas da Confederação de Agricultura e Pecuária do Brasil (CNA), (2016). A causa deste destaque radica na eficiência produtiva e nos avanços sucessivos em inovação tecnológica e ganhos de produção do setor, assim como, a agregação do valor no produto final na cadeia agroindustrial (OLIVEIRA et al., 2016). Porém, no início da década de 2000, o Brasil se apresentava como o país com mais ferramentas e oportunidades para converter-se na primeira potência econômica e agroindustrial do hemisfério sul americano.

A economia brasileira, conta com setores fortes, que se distinguem dos demais pela sua eficiência e competitividade. Entre estes setores encontram-se o agronegócio (agropecuária e agroindústria), a indústria extrativa (minérios, petróleo e energético) e outros segmentos industriais específicos. Mas os setores do agronegócio como cana-de-açúcar, complexo soja, pecuária de suínos, aves e boi (carne e leite), se destacaram no agronegócio nacional a tal ponto que se projetaram internacionalmente, mesmo nos anos de crises mundial de 2008, 2009.

A agricultura brasileira cresceu de maneira sustentável, a partir de aumentos de produtividade, políticas públicas adequadas e empreendedorismo do produtor rural, expandindo e consolidando, cada vez mais, a integração econômica regional e as áreas de fronteira agrícola. A produção brasileira de grãos mais que dobrou em duas décadas, principalmente devido a ganhos de eficiência. A pecuária também obteve ganhos importantes de produtividade, compreendendo os seguimentos de bovinocultura, avicultura e suinocultura, e contribuiu para um aumento de 46% na produção de carne na década de 2000 a 2010.

Passados estes anos de grande aceleração agropecuária, a economia brasileira começou a desacelerar a partir de 2011, e em 2014 já mostrava

sinais de retração (CEPEA, 2015). Esta situação começou a trazer consequências sérias para a economia e os setores produtivos, incluído o agronegócio e as agroindústrias, que mesmo com destaque global em eficiência produtiva e crescimento sustentável trabalhavam com incertezas das safras dos recentes anos produtivos. Além de incertezas de consumo e aumentos sucessivos de custos e tributos.

Este cenário, promoveu crise e fechamento de usinas no setor de cana-de-açúcar, o que em um primeiro momento gerou uma diminuição na produção de cana-de-açúcar e seus produtos, (safras de 2011/2012 e 2012/2013) (ÚNICA, 2016). Em um segundo momento fez com o setor perdesse posições no ranking setorial das indústrias de alimentos e bebidas nacional, passando do segundo lugar em faturamento em 2010 para a quinta colocação em 2015, conforme a Associação Brasileira de indústrias de alimentação - ABIA (ABIA, 2016).

Já no setor de laticínios grandes fusões foram necessárias para aumentos de competitividade, que demonstram resultados na oferta de produtos e forma de gestão da cadeia produtiva. No entanto, o forte vínculo das cadeias de grãos com mercado internacional, traz por um lado vantagens de preços de comercialização interna a cadeias de grãos, por outro lado aumento os custos das cadeias de carnes e leite que são fortemente dependentes dos custos de grãos e do desempenho dessas cadeias produtivas. Além disso, quanto mais se desenvolve o agronegócio nacional, mais dependente este agronegócio fica dos insumos básicos a base de petróleo, adubos minerais, defensivos, cotados em dólar e em parte oriundos do mercado internacional.

Contingências ambientais, em função da expansão do uso das terras, solos e água passam a interferir na evolução do desempenho do agronegócio. Assim o agronegócio passa por um novo ciclo de definição de meios, formas e práticas para expansão da produção e aumento da competitividade.

As diferentes formas de atuar, vínculos mais fortes ou menor com o mercado internacional, além relações internas e dependências setoriais, não nos permite identificar de forma clara qual das cadeias dentro do agronegócio

possui os melhores indicadores financeiros. Como é impossível determinar se isso depende apenas de gestão interna das empresas ou é uma característica setorial. O fato é que a valorização do dólar motivou ao agronegócio a mover seus produtos para atender ao mercado internacional, mas os gargalhos de infraestrutura em parte impediram um aumento de competitividade ainda maior.

Em um comparativo feito para os anos 2010 até 2015 o total geral das exportações brasileiras aumentou de 2010 a 2011, de 201,9 bilhões a U\$ 256 bilhões respectivamente, e recuou desde 2011 até 2015 passando de U\$ 256 Bilhões a U\$ 191,1 Bilhões. Em compensação, no agronegócio alimentar houve um aumento de 2010 até 2013 passando de U\$ 62,5 bilhões a U\$ 84,9 bilhões, tendo uma diminuição nos anos 2014 e 2015, U\$ 80,8 bilhões e U\$ 72,6 bilhões, respectivamente. No saldo comercial do total brasileiro os anos 2010 e 2011 foram de crescimento, U\$ 20,3 bilhões e U\$29,8 bilhões respectivamente, mas os anos 2012, 2013 (U\$ 19,4 bilhões e U\$ 2,6 bilhões) foram de retrocesso até chegar a uma quebra em 2014 de U\$-4,0 bilhões, já em 2015 houve uma recuperação no saldo geral de U\$ 19,7 Bilhões. No agronegócio alimentar o comportamento foi positivo para todos os anos começando em 2010 com U\$ 53,7 bilhões sendo incremental até 2013, onde foram faturados U\$ 72,6 bilhões, porém nos anos 2014 houve uma queda até chegar a U\$ 69,0 bilhões que se prolongou até 2015 com U\$ 63,4 bilhões (ABIA, 2016).

Com relação a situação específica a indústria de alimentar, segundo a (ABIA) em 2015, os setores com maior faturamento foi o de derivados de carne, seguidos pelo setor de laticínios, beneficiamento de cereais, café e chá, óleos e gorduras e açúcares que totalizavam mais do 60% do faturamento da indústria de alimentar nacional.

As empresas de derivados de carne e laticínios, desde 2010, possuem uma significativa participação no ranking nacional, com valores superiores aos 20% na participação setorial (ABIA, 2015). Porém é difícil afirmar que as empresas destes dois setores, são mais eficientes e assim mais competitivas, e por isso o setor se destaca. Assim usar predefinições que empresas de maior porte, ou atuando em mercado externo seja mais eficiente não

necessariamente é verdade. Para os autores Junior et al. (2014) avaliando eficiência operacional de usinas sucroalcooleiras no Brasil, chegaram a um resultado em sua pesquisa mostrando que não existe uma relação direta entre tamanho e eficiência.

Para Dimara et al., (2008) a eficiência é um fenômeno de múltiplas faces. Desde o ponto de vista dos outputs, uma firma pode ser chamada de eficiente se elabora a quantidade ótima de seus produtos com o regime tecnológico certo com uma quantidade determinada de inputs. Desde o ponto de vista dos inputs uma firma pode ser chamada de eficiente se produz um determinado nível de produtos com certa tecnologia no regime em que a quantidade de inputs ou insumos seja a mínima.

No agronegócio a eficiência tem sido medida na indústria de azeite de oliva por Dios-Palomares; Martínez-Paz, (2011) no impacto agrícola ambiental sobre as terras utilizadas para produção de cereais por Barreiro-Hurlé; Martínez-Paz; Espinosa-Goded, (2009) na produtividade das indústrias de açúcar em Quênia, por Mulwa; Emrouznejad; Murithi,(2009) e no Brasil os setores com maior atenção sobre o tema de eficiência no agronegócio tem sido o de cana-de-açúcar onde encontram-se trabalhos como os de Macedo; Cípola; Ferreira, (2010), (Salgado Junior et al., (2013), (Carlucci, (2012; Júnior; Oliveira, (2011); Martins,(2009) e setor lácteo em que ressalta-se os trabalhos de Abrantes et al., (2008); Gomez; Dias, (2013); Macedo; Cípola; Ferreira, (2010); Santos; Vieira; Baptista, (2005) onde é medida a capacidade de faturamento das empresas ou DMUs com a utilização de input e outputs e diferentes orientações.

Este trabalho busca identificar junto às indústrias de açúcar - etanol, agronegócios diversificados; empresas produtoras de alimentos de origem animal; origem vegetal; empresas de massas, confeitarias, panificação e enlatados, as empresas e setores com maior e melhor desempenho em eficiência técnica e de escala. Para isso utilizou-se de indicadores e variáveis financeiras, valendo-se de métodos estatísticos multivariados como análises fatoriais, análises de conglomerados ou Clusters, análises envoltória de dados

(DEA) e construção de funções discriminantes permitindo a diferenciação de empresas eficientes.

Este trabalho é estruturado em duas abordagens. A primeira apresenta a análise envoltória do conjunto geral de empresas do setor alimentar e é comparado o desempenho em eficiência encontrado para cada subsetor, assim como a relação da eficiência e presença de modelos societários cooperativos e estratégia de comércio internacional por parte das empresas. Na segunda abordagem, agrupamentos homogêneos foram criados mediante análises fatorial e análise de cluster, neles empresas com semelhança estrutural e operativa foram submetidas a análise envoltória de dados para a determinar a fronteira de eficiência; uma função discriminante foi elaborada para com o objetivo de conhecer as variáveis financeiras que mais peso exercem na eficiência técnica e de escala.

3. OBJETIVOS

3.1. Objetivo Geral

Analisar o desempenho do setor alimentício brasileiro conforme a mensuração da eficiência técnica e de escala mediante análise envoltória de dados utilizando indicadores financeiros e econômicos

3.2. Objetivos específicos

- Determinar as eficiências técnicas e de escala das empresas dos diferentes segmentos do setor alimentício brasileiro.
- Definir mediante os resultados da análise envoltória qual dos segmentos produtivos avaliados apresenta os maiores escores de eficiência no setor industrial alimentício do Brasil.
- Quantificar a correlação entre a eficiência das empresas analisadas com suas práticas comerciais e seu modelo societário.
- Encontrar os agrupamentos estratégicos mediante estatística multivariada (análise fatorial e análise de cluster) para uma melhor comparação de desempenho entre grupos homogêneos.
- Determinar as eficiências técnicas e de escala das empresas nos diferentes clusters encontrados com análises prévios.
- Medir a importância e o peso das variáveis discriminantes entre empresas eficientes e ineficientes.

4. REFERENCIAL TEORICO

O Brasil destaca-se mundialmente pela eficiência produtiva de seu agronegócio e seu sucesso depende dos avanços sucessivos em inovação tecnológica e ganhos de produção, assim como, a agregação do valor no produto final (OLIVEIRA et al., 2016). Segundo estimativas da Confederação de Agricultura e Pecuária do Brasil (CNA), no ano de 2015, o agronegócio aumentou sua participação na economia nacional, atingindo 23% do PIB nacional, 2,6% acima do ano anterior.

A economia brasileira, conta com setores fortes, que se distinguem dos demais pela sua eficiência e competitividade. Entre estes setores encontram-se o agronegócio (agropecuária e agroindústria), a indústria extrativa (minérios, petróleo e energético) e outros segmentos industriais específicos.

A agricultura brasileira tem crescido de maneira sustentável, a partir de aumentos crescentes de produtividade, em políticas públicas adequadas e no empreendedorismo do produtor rural, expandindo e consolidando, cada vez mais, a integração econômica regional e as áreas de fronteira agrícola. A produção brasileira de grãos mais que dobrou em duas décadas, principalmente devido a ganhos de eficiência. A pecuária também obteve ganhos importantes de produtividade, compreendendo os seguimentos de bovinocultura, avicultura e suinocultura, e contribuiu para um aumento de 46% na produção de carne na última década. O bom desempenho da agricultura está relacionado com a política agrícola, cujas medidas adotadas de apoio ao produtor rural envolvem a maior disponibilidade de recursos, criação de novos programas de investimentos e melhoria das condições de acesso ao crédito rural.

A competitividade no setor tem proporcionado a crescente introdução do país no mercado agrícola internacional permitindo cada vez mais se destacar como um dos principais produtores e exportadores de produtos agropecuários.

Uma das vantagens estratégicas de alguns setores do agronegócio nacional é o seu estreito vínculo com a comercialização internacional.

A balança comercial do agronegócio mostrou que os setores com maior participação foram: o complexo soja; carnes; complexo sucroalcooleiro; produtos florestais e café. Esses setores, em conjunto, representaram 71,3% das exportações do agronegócio brasileiro no ano de 2014. Em 2015 os cereais, farinhas e preparações ultrapassaram as vendas externas de café e dos produtos do complexo sucroalcooleiro, se colocando na quarta posição dentre os principais setores exportadores (MAPA, 2015).

No agronegócio a eficiência tem sido medida na indústria de azeite de oliva por Dios-Palomares; Martínez-Paz, (2011) no impacto agrícola ambiental sobre as terras utilizadas para produção de cereais por Barreiro-Hurlé; Martínez-Paz; Espinosa-Goded, (2009) na produtividade das indústrias de açúcar em Quênia, por Mulwa; Emrouznejad; Murithi,(2009) e no Brasil os setores com maior atenção sobre o tema de eficiência no agronegócio tem sido o de cana-de-açúcar onde encontram-se trabalhos como os de Macedo; Cípola; Ferreira, (2010), (Salgado Junior et al., (2013), (Carlucci, (2012; Júnior; Oliveira, (2011); Martins,(2009) e setor lácteo em que ressalta-se os trabalhos de Abrantes et al., (2008); Gomez; Dias, (2013); Macedo; Cípola; Ferreira, (2010); Santos; Vieira; Baptista, (2005) onde é medida a capacidade de faturamento das empresas ou DMUs com a utilização de input e outputs e diferentes orientações.

Além de buscar as empresas e setores com maior e melhor desempenho no setor alimentar, este trabalho também buscará mesurar as capacidades dos diferentes subsetores tendo como referência a eficiência financeira de cada um, e sua capacidade produtiva em gerar dinheiro e lucros, assim como identificar as estratégias e políticas que puderam afetar positiva o negativamente o setor para o seu desenvolvimento.

Assim, pretendeu-se analisar o quanto esta relação torna estes setores e suas empresas mais eficientes e competitivas. Para isso, foi adotado o uso da Análise Envoltória de Dados (DEA), visando à determinação da eficiência

técnica e de escala das indústrias dos setores de açúcar-etanol, agronegócios diversificados, empresas produtoras de alimentos de origem animal, origem vegetal, empresas de massas, confeitarias, panificação e enlatados.

4.1. Estudo da Eficiência

A eficiência é um conceito fundamental no campo da economia e tem sido definido de várias maneiras em diferentes publicações (de C. C. M. Ferreira & Gomes, 2009; Flitsch, 2012; L, Singh, & Ekanem, 2009; Memon, 2011; Rebelo, Matias, & Carrasco, 2013; Sherman & Zhu, 1978). O conceito basicamente preocupa-se com o uso econômico de recursos (inputs) para a produção. Dada a natureza limitada e finita de recursos disponíveis para cada processo produtivo, a importância do estudo da eficiência é auto evidente (Cullinane & Wang, 2006).

Hammerschmidt (2006) definiu diversas técnicas para mensurar a eficiência: métodos de primeira geração onde são utilizados indicadores chaves de performances (*simple key performances indicate* [KPIs]) com orientação ao input, ao output, ou com orientação input-output; métodos de segunda geração que utilizam funções de produção para a medida de eficiência, divididos em métodos paramétricos e não paramétricos. Entre os paramétricos estão as regressões de fronteira estocástica (*Stochastic Frontier analysis* [SFA]) e os não paramétricos a análise envoltória de dados (DEA) (Flitsch, 2012).

A análise envoltória de dados (DEA) é uma técnica não paramétrica utilizada para medir e avaliar a eficiência relativa de unidades produtivas denominadas *Decision Making Units* (DMU), que utilizam insumos similares para a elaboração de produtos similares (Entani, Maeda, & Tanaka, 2002).

DEA preocupa-se com a avaliação da eficiência de uma firma individualmente. Esta empresa é a unidade fundamental da análise chamada também Unidade de Avaliação (DMU) e que faz parte de um agregado de empresas que estão em análise (Emmanuel Thanassoulis, 2001). Para o caso da unidade de avaliação ou DMU refere-se à entidade que é responsável por controlar o processo de produção e é responsável pela tomada de decisões em vários níveis de gestão, que podem influenciar o processo produtivo e, por

consequente, o nível de eficiência associada com ele. Estes incluem decisões estratégicas de operação diária, e as decisões táticas de curto e longo prazo (Cullinane & Wang, 2006).

O método desenvolvido por Farrell, (1957) para a medição da eficiência produtiva baseia-se num conjunto de possibilidades de produção que consiste no casco convexo de vetores de entrada-saída. Este conjunto de possibilidades de produção foi representado por meio de uma unidade de fronteira-isoquanta. De acordo com essa especificação e o fato de que as medidas de eficiência da Farrell são completamente baseadas em dados, nenhuma forma funcional específica precisa ser predefinida (Murillo-Zamorano, 2004).

Na atualidade a programação matemática utilizando análise envoltória de dados DEA, chamada fronteira econométrica é a metodologia mais usada para estimar a eficiência e a fronteira de eficiência (DIOS-PALOMARES RAFAELA, MARTÍNEZ-PAZ, 2011). DEA pode ser usada para medir a eficiência integral de uma DMU por comparação com outras unidades homogêneas que transformam o mesmo grupo de insumos (input) em um mesmo grupo de produtos. É de fato essa homogeneidade entre inputs e outputs constitui o embasamento fundamental da veracidade nas medidas de eficiência da DEA (Cullinane & Wang, 2006).

Nesta análise os valores de eficiência são calculados do ponto de vista mais otimista, para cada DMU, para obter sua máxima razão de eficiência. Por outro lado, a medida de ineficiência é definida como a relação inversa da razão anteriormente definida, ponderada entre as entradas ou insumos (inputs) e os produtos ou saídas (outputs). Este tipo de modelo de ineficiência é chamado de DEA invertido ou fronteira de eficiência invertida (Entani & Tanaka, 2006).

Na análise DEA, os indicadores de eficiência obtidos (entre 0 – 1) são medidas relativas, isto é, cada DMU é comparada com outras para encontrar um set de pesos de inputs e outputs que maximizem (ou minimizem) os escores de eficiência. Esta associação de pesos entre input e output desempenha um papel crucial, pois são derivados (otimizados) diretamente dos

dados que posicionam a cada DMU da melhor maneira possível (Gélinas & Robitaille, 2002).

A metodologia DEA permite avaliar o desempenho de DMUs com uma perspectiva multidimensional e uma variada gama de situações. Segundo Bonilha et al. (2004) além de estimar a eficiência relativa o uso da metodologia DEA permite:

- a) Uma superfície envolvente empírica, que representa o comportamento das melhores;
- b) Uma métrica eficiente para comparar os resultados;
- c) Objetivos específicos ou projeções eficientes sobre a fronteira, para cada DMU ineficiente;
- d) Um conjunto de referência eficiente ou grupos paritários para cada DMU ineficiente, definido pelas unidades eficientes mais próximas a ela. As DMUs do conjunto de referência (grupo paritário) produzem o mesmo ou maior nível de outputs com iguais ou menores inputs em relação com as DMUs ineficientes submetidas a comparação;
- e) Além permite o uso de diferentes unidades como físicas e monetárias, para representar os inputs e os outputs, sem requer uma relação a priori entre elas.

Segundo Anjos (2005) a vantagem desta análise é a flexibilidade da valoração das unidades de produção, pois permite que sejam valoradas com o que apresentam de melhor que, por sua vez, está vinculado aos fatores de análise selecionados pelo pesquisador. Salienta também que, o crescente interesse pela metodologia advém da possibilidade de uso em casos envolvendo muitas atividades com múltiplos insumos e produtos permitindo resultados mais completos.

O objetivo desta abordagem não-paramétrica para medir a eficiência produtiva é definir uma superfície envolvente de fronteira para todas as observações de amostra. Esta superfície é determinada pelas unidades que se encontram sobre ele, que é o eficiente DMU. Por outro lado, as unidades que não se encontram nessa superfície podem ser consideradas ineficientes e uma

pontuação individual de ineficiência será calculada para cada uma delas. Ao contrário das técnicas de fronteira estocástica, a Análise de Envoltória de Dados não tem acomodação para o ruído e, portanto, pode ser inicialmente considerada como uma técnica não-estatística onde as pontuações de ineficiência e a superfície de envolvimento são "calculadas" e não estimadas (Murillo-Zamorano, 2004).

Em seu trabalho Iburgüen (2005) cita algumas das limitações encontradas na metodologia DEA:

- a) Por ser uma técnica determinística pode ser facilmente influenciada pela presença de observações atípicas que desviem as medidas de eficiência;
- b) Ruídos tais como erros de medição, podem causar problemas significativos;
- c) Não informa de como se comporta uma unidade respeito a um máximo teórico;
- d) Os testes de hipóteses estatísticas são difíceis de aplicar, por ser um método não paramétrico;
- e) Funciona relativamente mal quando o número de DMUs é baixo.

Na DEA dois modelos são os mais usados para determinar a eficiência das DMUs: o modelo CRS (*Constant Returns to Scale*) ou CCR (*Charnes, Cooper e Rhodes*) apresentado por Charnes Cooper & Rhodes, (1978) e o modelo VRS (*Variavel Returns to Scale*) ou BCC apresentado por Banker, Charnes & Cooper (1984). O modelo CRS permite analisar a eficiência produtiva de uma DMU, identificando as fontes e os montantes dessa ineficiência; o modelo de retornos de escala constantes assume rendimentos de escala constantes, ou seja, uma variação nas variáveis de inputs implica uma variação proporcional nas variáveis de saída ou outputs, ignorado o efeito de escala na análise de eficiência.

O modelo BCC é uma extensão do modelo CCR, e resolve o problema dos rendimentos de escala constantes, do modelo CCR. O modelo BCC

apresenta rendimentos variáveis de escala, que podem ser crescentes, caso as variações nos outputs sejam mais do que proporcionais às variações nos inputs ou decrescentes, caso as variações nos outputs sejam menos que proporcionais às variações nos inputs.

4.1.1. Usos e estudos com DEA

O estudo e determinação da eficiência de firmas, bem como suas aplicações têm se tornado uma das grandes linhas de pesquisa na microeconomia. Devido a seu amplo espectro de aplicabilidade, os modelos DEA têm apresentado crescente utilidade em diferentes áreas de estudo a nível nacional e internacional (FREIRE et al., 2012).

Os principais atributos das técnicas de Análise de Envelopamento de Dados são a sua flexibilidade e adaptabilidade. De facto, esta adaptabilidade levou ao desenvolvimento de um grande número de extensões ao modelo CCR inicial e de aplicações nos últimos anos (Murillo-Zamorano, 2004).

O método fornecido por Farrell (1957) consistiu em projetar cada unidade observada em uma eficiente unidade-isoquanta. o modelo de CCR - generaliza a abordagem de Farrell para o caso de saída múltipla e reformula o cálculo de medidas individuais de economia de poupança, resolvendo um problema de programação linear para cada DMU. Esta fronteira eficiente é calculada como um casco convexo no "espaço de entrada" e é representada por um conjunto convexo de facetas. Charnes, Cooper e Rhodes (1978) assumem o Retorno Constante à Escala (CRS) na sua abordagem inicial. A restrição de CRS pressupõe que todas as DMUs em análise estejam funcionando em uma escala ótima. No mundo real, no entanto, esse comportamento ótimo é muitas vezes impedido por uma variedade de circunstâncias, como diferentes tipos de poder de mercado, restrições às finanças, externalidades, concorrência imperfeita, etc. Em todos esses casos, a especificação CRS dada por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) produz medidas enganosas de eficiência técnica no sentido de que os escores de eficiência técnica relatados sob esse conjunto de restrições são influenciados por eficiências de escala. (Murillo-Zamorano, 2004).

São diversas as áreas nas que a metodologia tem sido aplicada; em seu trabalho Flitsch (2012) utiliza a metodologia DEA para a avaliação da eficiência em portos que trabalham com containers visando à integração dos portos com as cadeias de fornecedores. O quadro 1 mostra algumas abordagens.

Tabela 1. Abordagens feitas para análise de eficiência.

Autor	Ano	Tipo de empresa	Método	Objetivo	Base de dados	Inputs	Outputs
Emel, Oral, Reisman e Yolalan	2003	Indústrias diversos setores	DEA em dados contábeis AF para variáveis	Sintetização de um escore financeiro de eficiência	82 indústrias que compunham a carteira de crédito de um dos maiores bancos comerciais da Turquia.	Empréstimos bancários de curto prazo / passivos, correntes Passivo circulante / receita líquida. (1- (Imobilizado / patrimônio líquido))	Índice de Liquidez = (ativos de estoques correntes) / passivos correntes. Capital próprio / ativo total dos proprietários. Lucro líquido / ativos totais.
Cielen, Peeters e Vanhoof	2004	Indústrias diversos setores	Modelos de programação linear, DEA e rule induction (C5.0) em previsão de falência,	Previsão de falência	Todas as empresas que tenham sido declaradas em falência pela Câmara de Comércio durante os anos de 1994, 1995 e 1996 ou ter obtido uma concordata neste período (CD- Rom Banco Nacional da Bélgica) .	Relação da equidade impostos vencidos Os estoques da dívida em relação Financeiro Cobertura da dívida Relação atual Liquidez Corrente	Lucros retidos / ativo total relação de caixa retorno bruto retorno líquido

Paradi, Asmild e Simak	2004	empresas publicas ou empresas capital aberto???	worst practice DEA	com objetivo de identificar as empresas de pior desempenho e posicioná-las na fronteira de ineficiência determinar risco de credito	Uma lista de empresas públicas que pediu concordata entre 1996 e 1997 foi obtida a partir de New Generation Research, Inc., uma empresa que coleta e informações sobre empresas falidas tabulados	ativos totais (TA) despesa de juros (IN), estabilidade de rendimentos (SE) e passivo total (TL).	Capital de giro EBITDA resultados transitados (RE), o capital próprio Total do passivo circulante (CL), fluxo de caixa operacional (CF),
Premanchandra, Chen e Watson	2011	Diversos setores	DEA super-eficiência	Utilizaram um modelo DEA aditivo de supereficiência desenvolvendo um novo índice de avaliação baseado em duas fronteiras para prever o sucesso e a falência	Amostra aleatória de 1.001 empresas, com 50 empresas falidas selecionadas da base de dados de falências de Altman e 901 empresas sadias, considerando o período de 1991-2004, em diversos setores	Fluxo de caixa / ativo total O lucro líquido / ativos totais, capital de giro / ativo total, ativo circulante / ativos totais, lucro antes de juros e impostos / ativo total, lucro antes de juros e impostos / despesa de juros, e o valor de mercado do valor patrimonial / contábil do patrimônio comum.	Dívida total / ativos totais passivo circulante / ativo total

Onusic, Casa Nova e Viana	2004 , 2007	Diversos setores	DEA e da regressão logística em	Modelos de previsão de insolvência	As informações contábeis das empresas utilizadas no presente estudo foram obtidas na base de dados Melhores e Maiores, de Fipecafi/Exame.	Endividamento Geral (Endiv. Geral); Endividamento de longo prazo (Endiv. LP); Composição do endividamento (Comp. Endiv.)	Crescimento de vendas (Cresc. Vendas); Retorno sobre o ativo (ROA); Giro do Ativo (GIRO).
Macedo e Cavalcante	2009	Bancos	DEA a indicadores de perspectivas balanceadas (pesos iguais) do Balanced Scorecard (BSC)	Definir unidades eficientes e ineficientes.	38 agências do segmento de varejo, de uma mesma instituição nacional, que é classificada como um dos maiores bancos brasileiros.	Quantidade de Funcionários para Atendimento ao Cliente (QTFUN) Qualidade da Mão-de-Obra para Atendimento aos Clientes (QLFUN) Nível de Despesas Operacionais (DESPOP):	Resultado Financeiro (RESFIN) Nível de Satisfação dos Clientes (SATCL)
Oliveira, Macedo e Corrar	2011	Bancos	DEA no tempo	Avaliação de desempenho	Oito bancos	Custo operacional Despesa de Pessoal+Administrativa/ Resultado da Intermedia +Financeira Receita de Serviços	Retorno Médio das Operações de Crédito Retorno sobre o PL

Casa Nova	2013	Setores diversos	DEA, AF, RL	Construir, testar e comparar modelos de análise de inadimplência/insolvência aliando análise de balanços e DEA.	LRD (1996-1997), SRS (2001-2003)	Fator 2 Participação do Capital de Terceiros, ROI e ROE Fator 3 Capital Bancário sobre Ativo Total, Capital Bancário sobre Ativo Circulante e Capital Bancário sobre Passivo Circulante	Fator 1 :Liquidez Corrente, Liquidez Geral e Liquidez fator 2:Participação do Capital de Terceiros, ROI e ROE fator 5:Exigível sobre o PL, Capital Bancário sobre o PL fator6: Prazo Médio de Pagamento e Giro do Ativo fator7: margem bruta fator8: giros de estoque
-----------	------	------------------	-------------	---	-----------------------------------	--	--

Alguns outros trabalhos são descritos seguidamente: Freire et al. (2012) em seu estudo avalia a eficiência econômica da alocação de recursos na cafeicultura no sul de Minas Gerais, baseando-se na teoria da produção e de custos mediante o uso da DEA, encontrando que a maioria dos produtores inseridos no estudo fazem uso ineficiente dos recursos produtivos tanto técnica como economicamente.

Carvalho (2002) estuda a eficiência dos aeroportos brasileiros sob a perspectiva da metodologia DEA, aplicando os modelos DEA com retornos constantes e variáveis de escala, distâncias radiais e não radiais. Como resultados interessantes da pesquisa o autor apresenta que o aeroporto de Guarulhos somente apresenta uma boa pontuação de eficiência em modelos com retornos de escala variáveis de escala.

Lobo (2010) avalia o desempenho dos hospitais universitários e de ensino do Brasil, aplicando um modelo de network DEA na procura de possibilidades e limitações da metodologia DEA, para subsidiar a tomada de decisões na política de reestruturação dos hospitais de ensino, no que concerne às mudanças de financiamento implementadas para esses hospitais.

Anjos (2005) aplica a DEA na indústria têxtil brasileira nos anos 90, com o objetivo de analisar a eficiência da cadeia têxtil-confecções por regiões brasileiras. Como resultado apresenta que nos anos mais recentes a eficiência das empresas aumentou devido ao fato das empresas terem adquirido novas maquinarias e tecnologias, em contraste com as tecnologias atrasadas usadas nos anos de 1999.

Wei et al. (2007) investigaram a eficiência energética do setor de ferro e alumínio na China no período de 1994 até 2004 fazendo uso do índice de Malmquist, tomando como variáveis as mudanças técnicas e as mudanças da eficiência técnica, encontrando que no período analisado, a eficiência energética deste setor se incrementou em 60 %, devido principalmente ao progresso técnico.

Santos (2011) que estuda a eficiência técnica na indústria florestal de 14 estados brasileiros, via metas intermediárias, fazendo uso da DEA orientada a insumos através de variáveis como receita líquida e custo de operações, verifica que dos 14 estados analisados 12 foram ineficientes, e identificando que a principal causa das ineficiências deste setor eram os custos das operações industriais.

Estes estudos em diferentes áreas mostram o amplo espectro de aplicabilidade que têm a metodologia DEA, na área do agronegócio especialmente no setor sucroalcooleiro são muito poucos os estudos realizados aplicando esta metodologia como exemplo podem se citar os trabalhos de Junior et al. (2014), os quais avaliam a eficiência operacional de usinas sucroalcooleiras no Brasil para a safra 2008/2009, considerando a relação entre tamanho e localização no estado de São Paulo, usando o modelo DEA orientado a outputs, com o objetivo de elaborar um mapa de potencial agrícola para o investimento de novas usinas sucroalcooleiras.

Considerando que as maiores usinas se encontram no estado de São Paulo e que os cultivos de este estado têm maior conteúdo de sacarose pelas condições edafoclimáticas dessa região, o estudo mostrou que do grupo de 355 usinas analisadas, só 11 se mostraram eficientes, destas 8 se encontram no estado de São Paulo. Outro resultado desta pesquisa mostrou que não existe uma relação direta entre tamanho e eficiência, uma vez que no grupo das usinas eficientes havia usinas de grande, média e pequena escala.

Oliveira et al. (2012) estudaram a eficiência da produção em fazendas de produção de cana-de-açúcar considerando como variáveis: renda, matérias-primas, custos de colheita, carga e transporte de açúcar e lucro, concluindo que é possível implementar reduções nos gastos e incrementar a produção nas fazendas de produção de cana-de-açúcar visando a eficiência na relação insumo/produto.

Padilla-fernandez e Nuthall (2009) visaram através da metodologia DEA a ineficiência na produção de cana-de-açúcar na área central de Negros, nas

Filipinas, neste estudo a metodologia foi utilizada para determinar a relação técnica, a escala, e a eficiência técnica geral das fazendas de produção de cana-de-açúcar, encontrou-se nesta pesquisa que a maior fonte de ineficiência era as técnicas em lugar de efeitos de escala.

O trabalho de Ali et al. (2009) analisa as mudanças da eficiência e de produtividade em 12 setores da indústria da fabricação de alimentos na Índia em dois períodos de tempo de 1980 até 1981 e de 2001 até 2002, aplicando o índice de Malmquist com variáveis como produtividade e principais insumos utilizados na indústria de alimentos, concluindo que a indústria de alimentos neste país é ineficiente no uso de matéria prima, capital e uso da energia elétrica.

5. METODOLOGIA

Para a realização deste trabalho foram utilizadas informações das empresas do setor industrial de bens de consumo alimentício, agronegócio e usinas de cana-de-açúcar obtidas da base de dados “Melhores e Maiores” de Fipecafi-Exame, para o ano de 2014.

Posteriormente, adotaram-se duas abordagens, uma visando a comparação das diferentes atividades industriais das empresas do setor alimentício brasileiro mediante a Análise Envoltória de Dados (DEA), utilizando o modelo de retorno variável de escala (VRS), também chamado de modelo BCC por Banker, Charnes & Cooper (1984) com orientação a outputs determinando a eficiência técnica e de escala das empresas de cada atividade.

A segunda abordagem utilizou a análise envoltória de dados, porém sendo aplicada previamente uma homogeneização de agrupamento mediante a análise de componentes principais ACP e uma análise de Cluster, estes resultados foram submetidos ao teste discriminante, em que se determinou o peso e importância das variáveis em análise sobre a eficiência das empresas analisadas em cada cluster. A sequência metodológica utilizada encontra-se descrita brevemente na Figura 1.

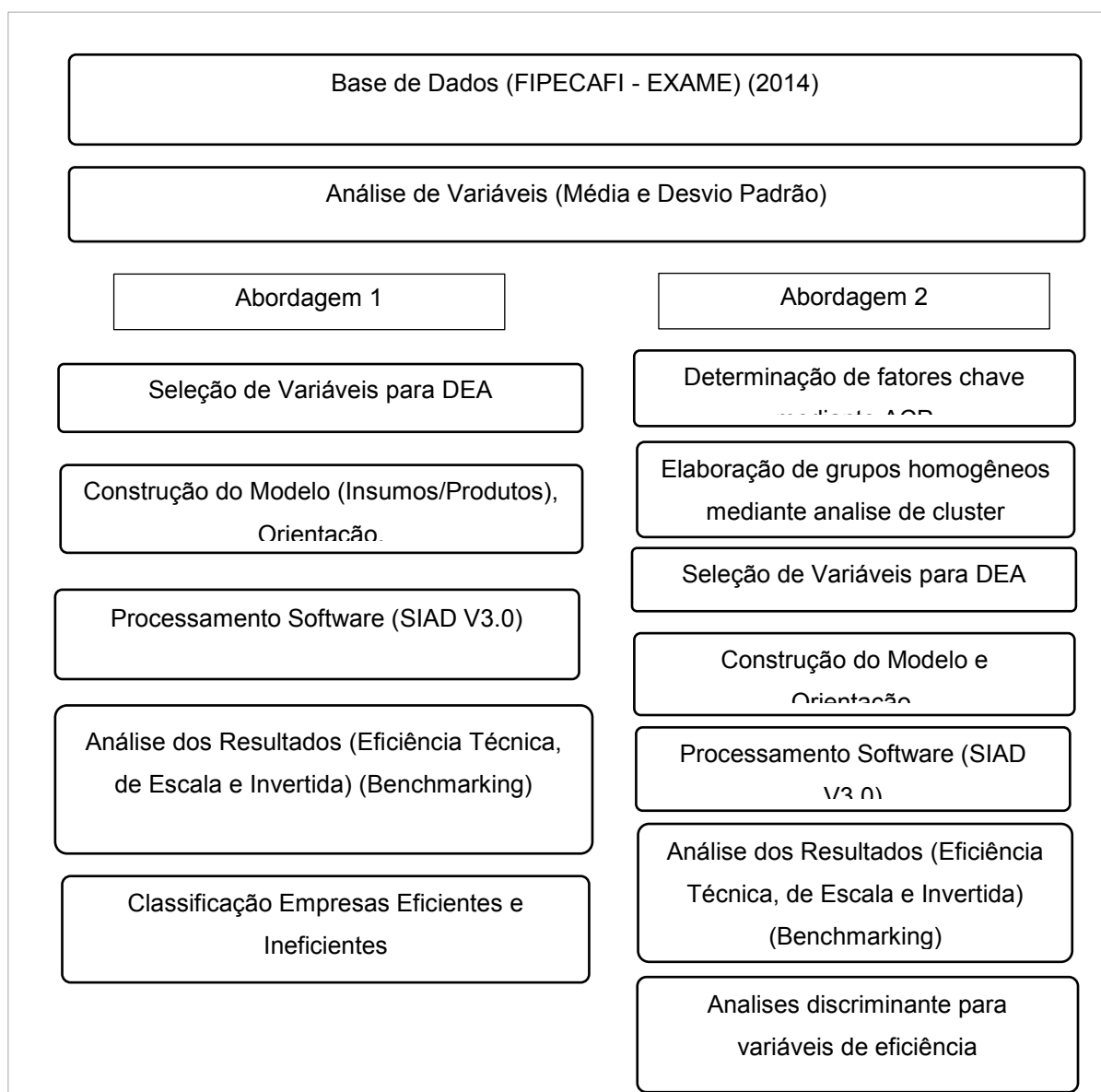


Figura 1. Sequência metodológica para análise DEA de empresas dos setores industrial alimentício e agropecuário, Fonte: Adaptado de Santos e Nova (2005), com modificações.

5.1. Base de dados, Amostragem e coleta de dados

Os dados da análise deste trabalho integram uma base de dados elaborada pela *Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras* – FIPECAFI (São Paulo). Inicialmente, foi usada uma lista de empresas e seus indicadores econômicos para os setores do agronegócio, bens de consumo alimentares e usinas de cana-de-açúcar. Foram eliminadas

da listagem, empresas que apresentaram dados incompletos, assim o tamanho da amostra final foi de 114 empresas.

5.2. Tratamento dos dados

Uma transformação de escala foi aplicada às variáveis que assumiram valores negativos, seguindo as indicações de Pastor (1996). A utilização de variáveis financeiras e econômicas apresenta um desafio no tratamento dos dados, pois estas variáveis e indicadores podem apresentar valores negativos, sendo isto uma inconveniência para aplicação da técnica DEA. Por isto, foi usada cuidadosamente a transformação de dados idealizada por Iqbal Ali e Seiford (1990), reportada por Pastor (1996), a qual é limitada para o modelo de Banker, Charnes e Cooper (BCC).

Esta limitação ocorre, pois, a orientação do modelo incide na transformação dos dados, pois se a orientação do modelo é para os outputs com o intuito de maximizar a eficiência aumentando os produtos e deixando fixos os insumos, estes insumos não podem ter valores negativos, por tanto devem ser transformados e a totalidade das variáveis deverá ser normalizada para evitar erros incoerentes nos pesos dos resultados da análise.

Freaza, Madeiro e Gomes (2004) propõem a possibilidade de eliminação das unidades com valores negativos nos insumos e nos produtos considerando o número de unidades que está sendo avaliada. Porém outra maneira de contornar este tipo de impasse com os dados negativos é o uso da transformação de dados. Esta é fundamentada na propriedade translation invariance citada por Ali & Seiford (1990) e Pastor (1996), que permite que os dados sejam alterados por uma transformação de escala variável. Assim, em alguns casos os escores de eficiência são mantidos e em outros é mantida a classificação em unidades eficientes e ineficientes.

Deve-se considerar que nem todos os modelos de DEA incorporam a propriedade de translation invariance. No modelo BCC e nos modelos aditivos é possível empregar essa alternativa, podendo usar a soma de uma constante

ou o recálculo do valor com a equação (). No modelo BCC a transformação é limitada, e quando considerada a orientação do modelo para os inputs ou insumos a transformação somente pode ser aplicada a dados das variáveis dos produtos ou outputs, e quando o modelo tem a orientação contrária às transformações são aplicadas somente nas variáveis negativas dos inputs ou insumos. Por tanto, os dados das variáveis que assumiram valores negativos utilizados em esta pesquisa foram transformados utilizando a seguinte equação:

$$\frac{V_t - V_{min}}{V_{Max} - V_{Min}} \quad (1)$$

Onde, V_t é o valor a ser transformado em um conjunto de dados, V_{Min} valor mínimo do conjunto de dados e V_{Max} o valor máximo do conjunto de dados (FÁVERO et al., 2009).

5.3. Variáveis e indicadores utilizados

Os dados apresentados na base de dados FIPECAFI-EXAME (2015), possuem informações classificadas em 23 variáveis. Estas foram publicadas na revista EXAME na versão virtual de 2015, com valores de 2014:

Vendas líquidas (VL): são calculadas pela diferença aritmética entre o valor das vendas brutas e deduzidos os abatimentos e as devoluções, e os impostos sobre as vendas. Considerada *output* na análise DEA, em US \$ Milhões.

Crescimento das vendas (CV): mostra a evolução da receita líquida das vendas em reais, descontada a inflação média apontada pela variação média do IPCA-IBGE. Considerada *output* na análise DEA, em (%) percentagem.

Lucro líquido ajustado (LLA): é o lucro líquido apurado depois de reconhecidos os efeitos da inflação nas demonstrações contábeis. Considerada *output* na análise DEA, em US \$ Milhões.

Lucro líquido legal (LLL): é o resultado nominal do exercício, apurado de acordo com as regras legais (sem considerar os efeitos da inflação), depois de descontados o imposto de renda e a contribuição social, e ajustados os juros

sobre o capital próprio, se considerados despesas financeiras. Considerada *output* na análise DEA, em US \$ Milhões.

Patrimônio líquido ajustado (PLA): é o patrimônio líquido legal atualizado pelos efeitos da inflação. Considerada *input* na análise DEA, em US \$ Milhões.

Patrimônio líquido legal (PLL): é a soma do capital, das reservas e dos ajustes de avaliação patrimonial, menos a soma do capital a integralizar, das ações em tesouraria e dos prejuízos acumulados, sem considerar os efeitos da inflação. Mede a riqueza da empresa, embora distorcida pela ausência de correção monetária desde 1996. Considerada *input* na análise DEA, em US \$ Milhões.

Rentabilidade do patrimônio (legal e ajustado) (RPL e RPA): é o principal indicador de excelência empresarial, porque mede o retorno do investimento para os acionistas. Resulta da divisão dos lucros líquidos, legal e ajustado pelos respectivos patrimônios líquidos, legal e ajustado, e representado em porcentagem. Para o cálculo, consideram-se como patrimônio os dividendos e os juros sobre o capital próprio classificados como passivos. Considerada *output* na análise DEA, em (%) porcentagem.

Capital circulante líquido (CCL): representa o total dos recursos de curto prazo que estão disponíveis para financiamento das atividades da empresa. É medido pela diferença entre o ativo e o passivo circulantes. Considerada *input* na análise DEA, em US \$ Milhões.

Liquidez geral (LG): mostra a relação entre os recursos da empresa que não estão “imobilizados” e o total de sua dívida. É calculada pela divisão da soma do ativo circulante com o realizável no longo prazo pela soma do exigível total. Dessa divisão, obtém-se um índice. Se o índice for menor que 1, conclui-se que a empresa, para manter a solvência, dependerá de lucros futuros, da renegociação das dívidas ou da venda de ativos. Considerada *input* na análise DEA, em N° índice.

Liquidez Corrente (LC): é o ativo circulante dividido pelo passivo circulante. Considerada *input* na análise DEA, em N° índice.

Endividamento geral (EG): é a soma do passivo circulante (isto é, dívidas e obrigações de curto prazo) com o passivo não circulante. O resultado é mostrado em porcentagem em relação ao ativo total ajustado, e representa a participação de recursos financiados por terceiros na operação da empresa. É um bom indicador de risco de negócio. Considerada *input* na análise DEA, em (%) porcentagem.

Endividamento no longo Prazo (ELP): indica o quanto a empresa está comprometida com as dívidas classificadas no passivo não circulante. É expresso em porcentagem, em relação ao ativo total ajustado. Considerada *input* na análise DEA, em (%) porcentagem.

Ebitda (E): abreviatura da expressão em inglês *Earnings before interest taxes depreciation and amortization*, que significa lucros antes de descontar juros, os impostos sobre o lucro, depreciação e amortização. Em essência corresponde ao caixa gerado pela operação da empresa. Considerada *output* na análise DEA, em US \$ Milhões.

Juros, os impostos sobre o lucro, depreciação e amortização: é a diferença entre o lucro líquido Ajustado (LLA) e o Ebitda.

Passivo Circulante: trata-se de um indicador produto de a multiplicação do ativo total ajustado multiplicado pelo o endividamento no curto prazo sendo o resultado dividido por 100.

Exportação (% EXp): é a parcela de vendas líquidas realizada para o exterior, obtida das demonstrações contábeis publicadas da resposta dada aos questionários. Considerada *output* na análise DEA, em US \$ Milhões.

Giro do ativo (G): é a receita líquida de vendas dividida pelo ativo total ajustado. Mede a eficiência operacional da empresa e deve ser comparado com a margem de lucro sobre as vendas. Considerada *output* na análise DEA, em N° índice.

Ativo total ajustado (AT): é o total dos recursos que estão à disposição da empresa. O valor é ajustado para reconhecer os efeitos inflacionários que as empresas deixaram de considerar, por imposição legal, em suas

demonstrações contábeis. O valor do ativo total ajustado pode ser obtido dividindo-se o patrimônio líquido ajustado pelo endividamento geral, subtraído de 1. Considerada *input* na análise DEA, em US \$ Milhões.

5.4. Primeira abordagem

5.4.1. Métodos de seleção das variáveis.

Inicialmente, o objetivo deste trabalho foi construir um modelo confiável de determinação de eficiência utilizando o método de análise DEA com o número de variáveis a disposição. Esse método baseia-se na experiência dos pesquisadores, gestores e tomadores de decisão com uma forte atuação na área. As variáveis ou indicadores aqui selecionados também consideraram critérios de desprendimento no momento da escolha para não ficar sujeitos ao resultado do modelo matemático, por mais sofisticado que este seja, autores como Meza et al., (2005) recomendam este tipo de seleção. Ainda que existem métodos de seleção de variáveis como o método multicritério, método multicritério combinatório inicial, método multicritério combinatório por Cenários (Senra, Nanci, Mello, & Meza, 2007), a maioria dos trabalhos que fazem uso de DEA, justificam a seleção de variáveis segundo a opinião de especialistas e até mesmo disponibilidade de dados (E. Thanassoulis, 1996).

Para o auxílio na seleção de variáveis para a construção do modelo DEA, foram consultados professores doutores em ciências econômicas da Universidade Federal de Viçosa, vinculados aos Departamentos de Economia e de Economia Rural com experiência em pesquisas, assim com uma listagem de publicações na seleção de variáveis na metodologia DEA em diversos campos como agroindústria, bancos, logística de portos, aeroportos, empresas do setor público, entre outros.

5.4.2. Análise Envoltória de Dados (DEA)

O cálculo da eficiência foi realizado mediante a análise envoltória de dados (DEA), com a utilização dos modelos clássicos CCR e BCC com orientação para o produto, obtendo os resultados por DMU. A modelagem BCC

DEA oferece um envelopamento mais completo e o modelo BCC com orientação aos outputs considera retornos variáveis de escala e visa maximizar o aumento proporcional nos níveis dos produtos, deixando fixa a quantidade de insumos e, de acordo com Charnes et al., (1994), Ferreira e Braga, (2007) Ferreira e Gomes, (2009) pode ser representado, algebricamente, pelo seguinte Problema de Programação Linear (PPL):

$$Max h_0, \quad (2)$$

$$s.a. \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \leq x_0, \quad (3)$$

$$h_0 y_0 \leq \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (5)$$

$$\lambda_i \geq 0 \quad (6)$$

Em que h_0 é a eficiência da DMU que está sendo analisada, sendo que se $h_0 = 1$ a unidade avaliada é considerada eficiente; x_i representa seus inputs; y_i são os outputs; e λ_i representa a contribuição da DMU_i para a projeção da DMU 0 na fronteira é o alvo que se deseja determinar.

O uso da modelagem CCR foi necessária para o cálculo da eficiência de escala, o modelo usado é descrito a continuação:

$$Max h_0, \quad (7)$$

$$s.a. \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \leq y_0 h_0, \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \geq x_i \quad (9)$$

$$\lambda_i \geq 0 \quad (10)$$

A eficiência de escala é derivada razão de eficiência técnica no modelo com retorno constante (CCR) e o modelo com retorno variável (BCC) conforme detalhado por Ferreira e Gomes, (2009). () é o componente da eficiência produtiva associado a variações de produtividade decorrente de mudanças na escala de produção.

$$EES(x_k, y_k) = \frac{EP(x_k, y_k)}{ET(x_k, y_k)} \quad (11)$$

Onde:

$EES(x_k, y_k)$ = Eficiência de escala

$EP(x_k, y_k)$ = Eficiência produtiva

$ET(x_k, y_k)$ = Eficiência técnica

Se as eficiências de escala possuem valores iguais à unidade (1), quer dizer que toda a eficiência é causada por fatores técnicos, se for maior que um (1) a DMU analisada apresenta, fatores de eficiência técnica e de escala.

Para o processamento do modelo DEA foi utilizado o software SIAD (Sistema Integrado de Apoio a Decisão) V 3.0 apresentado por Mello et al., (2005) e Meza et al., (2005) com capacidade para avaliar até 150 unidades e 20 variáveis entre inputs e output.

5.4.3. Análises estatísticas não paramétricas.

Foi aplicada a análise estatística para determinação de diferença dos grupos setoriais estabelecidos por perfis produtivos, e diferenciação dos grupos nos tratamentos dados por modelo societário e participação no mercado internacional correlacionados à eficiência determinada com a técnica DEA. O teste de *Kruskal-Wallis* é o mais utilizado para analisar comparações de três ou mais populações.

5.4.3.1. Teste de *Kruskal-Wallis*

O teste de *Kruskal-Wallis* (KW) é uma extensão do teste de Wilcoxon-Mann-Whitney. É um teste não paramétrico utilizado para comparar três ou mais populações. Usando-se para testar a hipótese nula de que todas as populações possuem funções de distribuição iguais contra a hipótese alternativa de que ao menos duas das populações possuem funções de distribuição diferentes (Siegel & Castellan, 2006).

5.5. Segunda abordagem

5.5.1. Redução de Variáveis.

Para a redução de variáveis foi utilizada a análise fatorial, buscado atribuir um escore a construtos ou fatores que são condições teóricas que não podem ser medidas diretamente, e que posteriormente são uma representação parcimoniosa das informações contidas nas variáveis originais (Fávero, Belfiore, Silva, & Chan, 2009). Para contornar a complexidade do uso elevado de variáveis, aplica-se a análise fatorial de forma a condensar o número de variáveis em um número menor e específico de fatores que possam explicar a variância contida nas variáveis reduzidas.

Para a utilização da análise fatorial, segundo Hair et al., (2005), o número das observações deve ser de pelo menos de cinco vezes o número de variáveis para as seguintes considerações:

Um vetor X composto por “ p ” variáveis observáveis ($X_1, X_2, \dots, X_p$), extraídas de uma população com média zero, desvio padrão igual a uma matriz de correlação Σ , linearmente dependentes de um vetor “ F ”, composto por “ m ” variáveis diretamente não observáveis ($f_1, f_2, \dots, f_m$) e um vetor de fatores específicos ou erros ε composto por “ p ” fatores específicos ($\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$); sendo o modelo é representado a seguir de forma genérica pela equação ():

$$x_i = a_{i1}f_1 + a_{i2}f_2 + \dots + a_{im}f_m + \varepsilon_i \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad ()$$

em que “ a_{ij} ” é denominado carga fatorial, medindo a importância ou peso da variável “ i ” para fator “ j ” e representa a correlação entre a variável original e o respectivo fator (Fávero et al., 2009). Assim as onze variáveis descritas anteriormente podem ser utilizadas na análise fatorial para compor os fatores.

Segundo Mingoti, (2005) o modelo representado em () necessita de algumas suposições para ser estimado. Apresentadas a seguir:

- a) Todos os fatores f_m , $m= 1, 2, \dots, m$, tem média zero;
- b) Todos os fatores f_m , são não correlacionados e tem variância iguais a 1;

- c) Todos os fatores específicos ou erros ε_i , $i = 1, 2, \dots, p$, tem médio igual a zero;
- d) Os erros ε_i , são não correlacionados entre si e não necessariamente possuem a mesma variância.
- e) Fatores f_m e os erros ε_i são independentes.

Combinações lineares iniciais são feitas com o objetivo de explicar a maior parte da variância, seguidos de combinações que expliquem montantes sucessivos menores (Hair et al., 2005). O método demanda procedimentos para seleção do número de fatores a serem extraídos, neste trabalho utiliza-se como critério a raiz latente ou critério de *Kaiser*.

Assim neste critério, a porcentagem da variância seleciona um número determinado de fatores, dado que o percentual da variância acumulada explicada obtenha determinado valor. Hair et al., (2005) recomendam que para ciências sociais ou trabalhos similares a este, uma solução que possa explicar o 60% ou mais pode ser considerada satisfatória, considerando que nesta área os dados são pouco precisos, baseados nesta afirmação foi utilizado o mesmo nível na porcentagem da variância explicada.

Já pelo critério de *Kaiser* ou raiz latente devem-se manter fatores com autovalores maiores que um (1). Isso porque no método de componentes principais (ACP) a soma dos autovalores é igual ao número de variáveis e, a variância respectiva explicada por cada fator, é calculada pela razão entre o autovalor sobre o número de variáveis. Assim, se o autovalor é maior que 1 esse fator explica pelo menos a variância de uma variável do modelo como enunciado por Fávero et al., (2009).

Na determinação de “ j ” fatores a serem extraídos, os escores dos fatores são calculados pelas combinações lineares das variáveis estudadas:

$$f_j = d_{j1}x_1 + d_{j2}x_2 + \dots + d_{ji}x_i \quad (12)$$

Em que f_j são os fatores comuns, d_{mi} , os coeficientes dos escores fatoriais e x_i as variáveis originais estudadas.

Após a respectiva escolha do número de fatores com sua extração e seus escores fatoriais é medido o ajuste do modelo aos dados, partindo da comunalidade e unicidade explicada, que representa a variância das variáveis originais “ x_i ” e que é explicada pelos fatores comuns. Na equação () a unicidade ou especificidade de “ x_i ” é a variância que não é explicada pelo fator comum (MINGOTI, 2007):

$$Var(x_i) = Var(a_{i1}f_1 + a_{i2}f_2 + \dots + a_{im}f_m + \varepsilon_i) \quad (13)$$

Pela suposição em que os fatores são não correlacionados e iguais a um (1):

$$Var(x_1) = 1 \quad (14)$$

Resolvendo () obtém-se:

$$Var(x_1) = a_{i1}^2 f_1 + a_{im}^2 f_2 + \dots + a_{im}^2 f_m + \psi_i \quad (15)$$

Em que:

$$h_i^2 = a_{i1}^2 f_1 + a_{im}^2 f_2 + \dots + a_{im}^2 f_m \quad (16)$$

Neste caso a comunalidade é representada por h_i^2 e a unicidade por ψ_i , sendo esta última o resultado de erros de medida ou representar uma característica de uma variável específica sendo que os valores elevados para a unicidade – acima de 0,6- podem ser atribuídos especificamente para as variáveis.

Segundo Mingoti, (2005), para um modelo satisfatoriamente ajustado é preciso que a matriz de correlação inversa seja próxima da matriz diagonal, é neste princípio que o teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) se fundamenta, ao comparar as correlações simples com as correlações parciais mediante a estatística KMO:

$$KMO = \frac{(\sum_{i \neq j} R_{ij}^2)}{(\sum_{i \neq j} R_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} Q_{ij}^2)} \quad (17)$$

Em que R_{ij}^2 é a correlação amostral entre as variáveis x_i e x_j e Q_{ij} representada a correlação parcial entre x_i e x_j .

Os modelos de análise fatorial pressupõem que as variáveis respostas sejam correlacionadas entre si. Para avaliar se os dados atendem a essa pressuposição é utilizado o teste “T” de *Bartlett*. Onde se avalia a hipótese nula de que a matriz de correlações é uma matriz identidade. Se a hipótese nula não pode ser rejeitada a análise fatorial não se adequa aos dados (Fávero et al., 2009), a estatística “T” é definida por ():

$$T = - \left[n - \frac{1}{2}(2p + 1) \right] \left[\sum_{j=1}^p \ln(\lambda_j) \right] \quad (18)$$

Em que o $\ln(\lambda_i)$ representa o logaritmo neperiano dos autovalores λ_i , $i=1, 2, \dots, p$. sobre a hipótese nula, a estatística “T” apresenta distribuição assintótica χ^2 com $[(1/2)p(p-1)]$ graus de liberdade (Mingoti, 2005).

5.5.2. Formação de grupos homogêneos

Com os escores fatoriais estimados mediante a análise fatorial, os agrupamentos são construídos utilizando a análise de cluster. Esta análise visa unir os indivíduos em grupos homogêneos maximizando a heterogeneidade entre os grupos e maximizando a homogeneidade dentro do grupo.

Assim, as empresas são agrupadas explorando sua similaridade, isto é, a medida de correspondência ou semelhança entre elas (Hair et al., 2005). Esta similaridade pode ser mesurada com a utilização de medidas de correlação, de distância ou de associação, sendo as medidas de associação utilizada para dados não métricos –não se ajustando a este caso, e as medidas de correlação não são adequadas para este estudo por ter interesse nos padrões de valores- sendo assim, utilizou a medida de distância, mais exatamente a medida de distância euclidiana. Esta medida é usada para calcular medidas específicas sendo a medida de distância convencionalmente mais usada em suas duas formas simples ou quadrática. A medida de distância euclidiana simples é recomendada quando se utiliza o método de agrupamento de Ward. Considerando duas observações “i” e “j”, a distância euclidiana é definida em () (Fávero et al., 2009):

$$d_{ij}^2 = \sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk}) \quad (19)$$

Segundo Hair et al., (2005) a análise de cluster possui duas suposições: 1) a representatividade da amostra, e 2) a ausência da multicolinearidade das variáveis utilizadas no agrupamento. Na primeira suposição considera-se atendida pois os resultados obtidos serão específicos para o grupo analisado e não escalados para a população geral, na segunda suposição contornasse com o uso dos escores fatoriais resultante da análise previa à análise de cluster, sabendo que como descrito anteriormente os escores fatoriais não são correlacionados entre si.

Na formação de grupos homogêneos utilizando a análise de cluster, podem ser utilizados procedimentos de agrupamento hierárquicos e não-hierárquicos. Os algoritmos hierárquicos como o método de Ward, resultam em algumas situações em grupos equivocados, pois combinações indesejáveis são formadas, essas persistem na análise resultando em soluções não desejadas. Porém, esse método permite que o número de agrupamentos seja determinado após a execução do algoritmo, o que não ocorre nos métodos que utilizam o procedimento não-hierárquico. Os não-hierárquicos necessitam que o número de grupos seja determinados previamente, fazendo que os indivíduos sejam redistribuídos entre os grupos, mesmo após a observação ter sido aglomerada em um dado grupo, sendo também os métodos menos sensíveis a observações atípicas, as médias de distância utilizadas e inclusão de variáveis irrelevantes e inadequadas (Hair et al., 2005; Mingoti, 2005).

5.5.3. Análise Envoltória de Dados (DEA)

Nesta etapa foram seguidas as diretrizes do item 1.4.2 da primeira abordagem, sendo usado o modelo envoltório BCC DEA com orientação aos outputs, porem o uso das variáveis foi modificado, pois o número de variáveis utilizadas na primeira modelagem no obedece a recomendação ditada por Fitzsimmons e Fitsimmons (2010) na segunda modelagem DEA sobre tamanho da amostra em que é necessário um número mínimo de unidades necessárias em comparação com o número de variáveis de entrada e saída selecionadas para dita analise. Segundo os autores, associando o número de empresas utilizadas na análise (K) e o número de variáveis (N) de entrada e (M) de saída

que serão consideradas, a seguinte equação deveria satisfazer o número mínimo de DMUs necessárias para uma análise DEA.

$$K \geq 5(N + M) \quad (20)$$

Este tipo de recomendação é feito baseado em achados empíricos e nas experiências de usuários DEA. Para este caso foram utilizadas três variáveis dois de entrada e uma de saída seguindo as recomendações no item 1.4.1.

5.5.4. Discriminantes da eficiência

Foi utilizada a análise discriminante usando os valores de eficiência obtidos pelo método envoltório e sendo transformados de uma variável não categórica a uma variável categórica não-métrica, onde se obtiveram dois grupos, o grupo das empresas eficientes e o grupo das empresas ineficientes. Os valores obtidos da variável resposta eficiência variaram dicotomicamente entre zero e um, por motivo da análise, sendo zero (0) totalmente ineficientes e um (1) eficiente, para o caso em que foram usados os resultados para a construção de uma função discriminante os valores acima de 0,85 ou 85% foram considerados como eficientes e abaixo deste valor como ineficientes. É importante saber que a análise discriminante é uma técnica estatística multivariada que permite obter uma regra para classificar indivíduos ou elementos em dois ou mais grupos conhecidos e, ainda, fazer previsões de ocorrências de novos elementos que possuam as mesmas características que identificam os grupos (ANTUNES; CORRAR; KATO, 2004), no entanto esta última característica não pode ser usada nas análises aqui praticadas pois a DEA tem caráter relativo associado as DMUs e às variáveis utilizadas na análise o que impede analisar novas DMUs com a regra discriminante encontrada para determinado grupo.

Na análise discriminante é possível determinar a natureza em que é fundamenta a aplicação da técnica, podendo abordar qualquer um dos seguintes objetivos de pesquisa:

- a) Determinar se existem diferenças estatisticamente significantes entre os perfis de escore médio em um conjunto de variáveis para dois ou mais grupos definidos a priori como o enunciado no parágrafo anterior.
- b) Determinar quais das variáveis independentes explicam o máximo de diferença nos perfis de escores médios de dois ou mais grupos.
- c) Estabelecer procedimentos para classificar objetos (indivíduos, produtos e assim por diante) em grupos, baseados nos seus escores em um conjunto de variáveis independentes.
- d) Estabelecer o número e a composição das dimensões de descrição entre grupos formados a partir de conjuntos de variáveis independentes.

A partir desses objetivos a análise discriminante é útil quando é interesse do pesquisador compreender as diferenças entre os grupos ou em classificar objetos corretamente em diferentes classes (HAIR et al., 2005).

O principal objetivo do uso da técnica discriminante na análise abordada neste estudo é o de determinar quais as variáveis explicam de melhor maneira a diferença entre os grupos de empresas eficientes e ineficientes para cada grupo homogêneo que foram obtidos com a análise de cluster previamente. Não poderão ser feitas predições sobre novos elementos que venha a integrar estes grupos pois os resultados na análise envoltória são relativos aos elementos utilizados nela, como já relatado.

A saída da análise discriminante é uma regra que apresenta a seguinte forma de uma equação linear como mostrado em (21):

$$Z_{jk} = a + P_1 * X_{1K} + P_2 * X_{2K} + \dots + P_n * X_{nK}; \quad (21)$$

Onde:

Z_{jk} : é o escores Z para a função discriminante j para o objeto k .

a : é o intercepto.

P_i : é o peso discriminante para a variável i .

X_{ik} : é a variável independente i para o objeto k .

A base para o cálculo dos Z escores discriminantes é a Função Discriminante encontrada. Dessa forma, o Z escore de cada elemento obtém-se substituindo seus valores na equação. O escore é uma variável métrica pela qual, por meio da comparação entre os escores de todos os elementos, pode-se calcular a média para o grupo, segundo (ANTUNES; CORRAR; KATO, 2004; HAIR et al., 2005).

A análise discriminante é uma técnica de análise de dados em que a variável dependente tem natureza categórica (separa os elementos em dois ou mais grupos de categoria) e as variáveis independentes têm natureza métrica (medidas em uma escala de razão). Dependendo do número de categorias da variável dependente, a técnica de análise discriminante pode ser de dois grupos, onde é deduzida somente uma função discriminante, ou múltipla, onde pode ser estimada mais de uma função. Neste estudo a técnica utilizada será a de dois grupos (ERVILHA, 2014).

Foi utilizado o método discriminante com procedimento simultâneo, que considera todas as variáveis conjuntamente no modelo, sendo elas significativas ou não (FÁVERO et al., 2009; HAIR et al., 2005; MINGOTI, 2005).

6. RESULTADO E DISCUSSÃO

6.1. Primeira abordagem

6.1.1. Tamanho da Amostra

Um dos pontos relevantes na pesquisa de DEA é o tamanho e representatividade da amostra a ser utilizada. Diversos autores sugerem que o tamanho da amostra para uma análise DEA deve estar relacionada ao número de variáveis que compõem o modelo (Fitzsimmons & Fitzsimmons, 2014; Guerreiro, 2016). A recomendação para a análise é que o tamanho da amostra deve ser de pelo menos cinco vezes o somatório do total das variáveis utilizadas na análise. Neste caso, o número de empresas analisadas (114) satisfaz tal recomendação, pois, a variáveis de entrada e saída utilizadas na DEA foram seis (6).

DEA é sensível ao número de inputs e outputs, assim como ao tamanho da amostra de DMU (Decision Making Unit) observadas (de C. C. M. Ferreira & Gomes, 2009). Quando o grupo de DMU é baixo em relação à quantidade de inputs e outputs, a média de eficiência da amostra aumenta. Incrementar o número de inputs e outputs sem aumentar o tamanho da amostra irá aumentar a eficiência média da amostra. Por isso recomenda-se que o número de DMU observadas da amostra seja pelo menos três vezes maior que a soma dos inputs e dos outputs (FONTES, 2006).

6.1.2. Caracterização da amostra por atividade.

As 114 empresas selecionadas para análise integram a base de dados elaborada pela *Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras* – FIPECAFI (São Paulo) de empresas do agronegócio, bens de consumo alimentares e usinas de cana-de-açúcar, como apresentado na revista EXAME.

Uma desagregação da amostra, mostra que entre as empresas de bens de consumo alimentares diversos subgrupos são encontrados; empresas de

produção de alimentos de origem animal, de origem vegetal, produção de massas, confeitarias, panificação e enlatados, por isto foi necessário agrupar as empresas segundo perfis produtivos sendo integrados da forma sugerida abaixo:

- a) Atividades de *açúcar e álcool*, integrado por 32 usinas de produção mista de derivados de cana-de-açúcar e que corresponde ao 28% do total da amostra de empresas.
- b) Atividades de *agronegócio diversificado* integrado por 19 empresa do setor de serviços e plantas produtoras de insumos e de transformação de matérias primas, como commodities a produtos que serão usados por outras empresas ou produtos alimentícios que irão ao consumidor final, este grupo corresponde ao 16,7% do total da amostra de empresas.
- c) Atividades de *produção animal* formado com 26 empresas cuja matéria prima é essencialmente carne, suínos, frango, leite e peixe e suas derivações sendo responsável pelo 22,8% do total da amostra.
- d) Atividades de *produção vegetal* integrado por 27 empresas cuja matéria prima é prioritariamente vegetal, correspondendo ao 23,7% de todas as empresas analisadas.
- e) “*Outros*”, formado por 10 empresas de produção de massas, confeitarias, panificação e enlatados, sendo o grupo de maior diversidade e o de menor tamanho, correspondendo ao 8,8% de todas as empresas da amostra.

6.1.3. Seleção de variáveis é determinante para a DEA

É importante ressaltar que a seleção de variáveis é um ponto determinante, pois segundo Salgado Junior; Bonacim; Pacagnella Junior, (2009) mudanças no grupo de variáveis selecionadas para compor os inputs e outputs podem exercer um impacto direto nos resultados da modelagem DEA e consequentemente na análise dos dados da avaliação. Na mesma ordem de ideias se considera que critérios, e fundamentalmente os métodos de seleção de variáveis “[...] devem ser vistos como instrumentos de auxílio à decisão, que orientarão a escolha final” (Salgado Junior et al., 2009).

A partir de recomendação de especialistas tomadores de decisão e de aspectos literários encontrados em diversas publicações, as variáveis selecionadas, nesta primeira abordagem, foram Patrimônio Líquido Ajustado (PLA), Capital Circulante Líquido (CCL) e Liquidez Geral (LG) como as variáveis de entrada (input) e, Vendas Líquidas (VL), EBITDA (E) e Giro do ativo (G), as variáveis de saída deste mesmo modelo.

Como é possível verificar através da Tabela 2, ao fazermos a caracterização das 114 empresas através de estatísticas descritivas, as empresas apresentam uma média de patrimônio de US \$ 279,4 milhões variando desde US \$ 8.260,70 milhões para as empresas com valores máximos de PLA e US \$ -91, 90 milhões para empresas com falência nesta variável; médias de capital circulante líquido de US \$ 78,8 milhões, com máximo de US \$ 1.693 milhões e mínimo de US \$ -156 milhões; e vendas anuais entre US \$ 9.502 milhões e US \$ 68 milhões.

Tabela 2. Descrição da amostra e variáveis selecionadas.

<i>Descrição da amostra.</i>				
<i>Especificação</i>	Unidade	Máximo	Mínimo	Média
<i>Liquidez Geral</i>	Nº Índice	4,900	0,200	1,038
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	Milhões U\$	8260,700	-91,900	279,387
<i>Capital Circulante Líquido</i>	Milhões U\$	1693,700	-156,000	78,766
<i>Giro</i>	Nº Índice	5,000	0,200	1,320
<i>Vendas Líquidas</i>	Milhões U\$	9502,900	68,000	623,153
<i>Ebitda</i>	Milhões U\$	1425,300	0,000	50,988

Fonte: dados de pesquisa

6.1.4. Análise de eficiência na agroindústria brasileira

Em princípio o modelo DEA foi utilizado com a suposição de retorno constante à escala, com a finalidade de obter um cálculo da eficiência técnica para cada DMU da amostra analisada. Esta suposição foi retirada, acrescentando a restrição de convexidade para o cálculo de eficiência para retorno variável, sendo possível a determinação de eficiência de escala para as DMUs. A tabela 3 condensa a informações de eficiência técnica em retorno constante e retorno variável de escala e a eficiência de escala para a amostra

geral de empresas analisadas.

Tabela 3. Distribuição de empresas segundo intervalos de medidas de eficiência técnica de e escala (e), obtidos nos modelos DEA.

<i>Faixa de eficiência</i>	<i>Total empresa</i>		
	<i>Efic. Técnica Retornos Variáveis</i>	<i>Efic. Técnica Retornos Constantes</i>	<i>Eficiência de Escala</i>
$e < 0,1$	0	0	0
$0,1 \leq e < 0,2$	2	4	0
$0,2 \leq e < 0,3$	8	17	0
$0,3 \leq e < 0,4$	24	21	0
$0,4 \leq e < 0,5$	20	22	1
$0,5 \leq e < 0,6$	15	23	2
$0,6 \leq e < 0,7$	16	7	8
$0,7 \leq e < 0,8$	7	3	8
$0,8 \leq e < 0,9$	4	4	25
$0,9 \leq e < 1$	2	4	61
$e = 1$	16	9	9
Total	114		
Eficiência média	0,570	0,507	0,889
Desvio- padrão	0,239	0,230	0,114

Efic= e: Eficiência, Fonte: dados da pesquisa

De acordo com a suposição de retorno constante de escala das 114 empresas, nove (9) delas obtiveram a máxima eficiência técnica. E o nível médio de eficiência técnica foi de 50,7%. Para o retorno de escala variável das 114 empresas analisadas 16 ocuparam a fronteira de eficiência com um nível médio de eficiência de 57%, este nível médio de eficiência também representa a pura eficiência técnica da amostra e indicaria que as empresas ineficientes poderiam aumentar os seus produtos em um 75,4% em média, se maximizados e fixando os insumos atualmente usados. Já com uma eficiência de escala de 0,889, estas empresas poderiam aumentar os seus produtos em um 12,5% se estivessem operando na escala correta sob a orientação aos outputs.

Como verificado na Tabela 2, as empresas aqui analisadas não têm sua eficiência prejudicada pela escala incorreta de produção, pois na coluna de eficiência de escala EE mais de 80% destas empresas operam acima do 81%

de eficiência de escala. O mais provável é que a maior dificuldade destas empresas esteja na baixa produtividade alcançada na obtenção de seus outputs, ou no uso de insumos para obtenção de seus produtos.

Da totalidade de empresas analisadas pelo modelo DEA, 10 apresentaram ineficiência técnica menor a 0,3 (30%) quando considerados retornos variáveis de escala, e este número sobe quando consideramos a pura ineficiência técnica para 21 empresas, no mesmo intervalo do valor (0-0,3) para retornos constantes. O que significa que a retornos constantes percebesse maior ineficiência técnica.

Já na tabela 4 é possível determinar a situação média atual das empresas eficientes e ineficientes obtidas com o modelo DEA. Uma exceção de relevância com respeito à superioridade das empresas eficientes sobre as ineficientes está nos valores médios de liquidez geral, observa-se que as empresas eficientes apresentam menor liquidez que as empresas ineficientes sendo menor também na média geral de empresas analisadas. Entendesse com isto que as empresas eficientes se encontram em situação de risco comparadas com as ineficientes, dado que não estariam em condições suficientes para saldar as obrigações de médio e longo prazo, no curto prazo.

Tabela 4. Média dos valores de insumos e produtos utilizados na amostra total

<i>Especificação</i>	<i>Unidade</i>	<i>Eficientes</i>	<i>Ineficientes</i>	<i>Total</i>
<i>Liquidez Geral</i>	Nº Índice	0,67	1,09	1,04
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	Milhões US \$	1.234,82	123,39	279,38
<i>Capital Circulante Líquido</i>	Milhões US \$	345,67	36,32	78,76
<i>Giro</i>	Nº Índice	1,50	1,29	1,32
<i>Vendas Líquidas</i>	Milhões US \$	2.681,70	287,06	623,15
<i>Ebitda</i>	Milhões US \$	167,19	32,02	50,98

Fonte: dados de pesquisa

Segundo Passaia et al., (2009) valores do índice de liquidez geral entre 0,4 e 0,8 são regulares e constantes na maioria das empresas. Para ser considerado bom e ótimo o indicador deve-se encontrar entre 0,8 e 2,0 respectivamente. É também interessante conhecer se este valor de liquidez geral das empresas eficientes tem variado ao longo dos períodos anteriores de

maneira positiva ou negativa, pois isto retrataria se a saúde financeira das empresas vem em aumento ou em detrimento. Este caso não pode ser considerado na análise, pois se trata de um estudo pontual referente ao ano.

É recomendado que para uma avaliação dos indicadores de liquidez se leve em consideração o grupo de indicadores tais como liquidez corrente, liquidez seca e liquidez imediata assim como a liquidez geral, para uma análise mais robusta, o que não foi possível neste trabalho por falta de informações na base de dados utilizada. Deve-se considerar também a atividade em que se encontram inseridos as empresas analisadas, sendo esta uma situação difícil pois para as empresas do setor alimentar e agropecuário uma alta diversidade produtiva e de matérias assim como diferentes mercados dificultam a análise.

Os demais indicadores utilizados para a determinação de eficiência indicam que as empresas eficientes são bastante superiores às empresas ineficientes em patrimônio líquido ajustado, capital circulante líquido, vendas líquidas e Ebitda e se mantem superiores no output de giro do ativo, mas não com a mesma magnitude como nos demais indicadores.

O giro do ativo, um indicador (N° de índice) que mede a situação em que uma empresa utiliza seus ativos para gerar vendas, mostra que nas empresas eficientes com cada dólar do ativo (US \$ 1,00) foi possível produzir em média US \$ 1,506 e nas empresas ineficientes este valor foi reduzido para US \$ 1,29. O patrimônio líquido ajustado é aproximadamente 1000% maior nas empresas eficientes quando comparadas com as ineficientes e 441,9 % maior quando comparada com o conjunto total das empresas analisadas. No capital circulante líquido as proporções de superioridade das empresas eficientes sobre as empresas ineficientes foi de 951% e quando comparados com o resto de empresas na análise foi de 438%.

A superioridade entre as empresas eficientes sobre as ineficientes é de 934% para as vendas líquidas e quando comparados ao conjunto completo de empresas esta é de 430%. Mas é importante ressaltar que nem sempre um alto volume de vendas é sinônimo de lucratividade e vice e versa. É por isto que uma análise na margem de vendas ou rentabilidade nas vendas mostra se o

indicador é satisfatório. As empresas eficientes aqui analisadas tiveram uma rentabilidade de vendas média de 7%, um valor bastante baixo. O Ebitda que também foi um indicador selecionado para a determinação dos modelos DEA, foi maior para empresas eficientes em 522% quando comparado às ineficientes e de 327% quando comparado com o total das empresas em análise.

Os resultados dos modelos DEA aqui calculados mostraram que o grupo de empresas eficientes (16) está operando fora da escala ótima e que somente nove (9) delas apresentam o tamanho de escala mais produtivo. Deste grupo eficiente de empresas seis (6) operam com retorno crescente de escala e dez com retorno decrescente, nenhuma está operando com retorno constante de escala como visto na tabela 5.

Tabela 5. Distribuição das empresas segundo o tipo de retorno e o grau de pura eficiência técnica.

<i>Tipo de retorno</i>	<i>Eficientes</i>	<i>Ineficientes</i>	<i>Total</i>
Crescentes	6 (5,26%)	9 (7,89%)	15 (13,15%)
Constantes	0	0	0
Decrescentes	10 (8,77%)	89 (78,07%)	99 (86,84%)
Total	16 (14,03%)	98 (85,96%)	114 (100%)

Fonte: dados de pesquisa

Segundo Ferreira; Gomes,(2009), as empresas eficientes com tipo de retorno da escala crescente, apesar de serem tecnicamente eficientes, estão fora da sua escala ótima, pois seu volume de produção não chega a ser o esperado para o tamanho de escala mais produtivo. Neste caso as empresas não utilizam os insumos em excesso, o que indica que estas DMUs podem aumentar a produção a custos crescentes, mas o aumento da produção deve se dar mediante a incorporação de insumos, porem mantendo as relações entre as quantidades de produtos/insumos.

As empresas eficientes, porém, com tipo de retorno de escala decrescente, estão operando acima de sua escala ótima, sendo recomendado uma redução do volume de produção mantendo a relação de insumo/produto igual. Um aspecto de interesse que pode ser vantajoso nestas empresas é que combinam a eficiência técnica e a super-utilização da infraestrutura produtiva.

Um segundo aspecto que pode ser explorado por empresas nesta condição é que apresentam a alternativa de aumentar a produção mediante adoção de políticas quantitativas, i.e., um aumento na produtividade dos fatores possibilitaria o crescimento da produção sem a necessidade de utilizar maiores insumos, porém o aumento da produção seria a custos crescentes.

O grupo de empresas ineficientes que operam a escala crescente apresentam dois problemas: a ineficiência técnica derivada de um incorreto uso de insumos gerando excessos na operação produtiva e uma ineficiência de escala derivada de uma operação abaixo da escala ótima, esta DMU deve aumentar a produção reduzindo as relações de insumo/volume-de-produto.

O maior número empresas, um grupo de 89 (78%) está em uma situação de ineficiência técnica, mas capacidade operacional acima da escala ótima. Melhorias na utilização de insumos para redução de excesso e diminuição da produção poderiam levar estas indústrias a uma melhor escala produtiva com uma melhor condição de retorno de escala.

Com o intuito de perceber o tamanho das empresas em relação a sua escala de produção a tabela 6 apresenta os valores médios dos insumos e produtos utilizados na construção dos modelos envoltórios com o tipo de retorno para os dois grupos de empresas eficientes e ineficientes.

Tabela 6. Média dos valores dos Insumos e produtos com retorno de escala para empresas eficientes e ineficientes

<i>Especificação</i>	<i>Unidade</i>	<i>Eficientes</i>		<i>Ineficientes</i>	
		Crescente	Decrescente	Crescente	Decrescente
<i>Número de empresas</i>	Unidade	6	10	9	89
<i>Liquidez Geral</i>	Nº Índice	0,38	0,85	0,37	1,17
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	Milhões US \$	154,41	1.883,07	146,37	121,07
<i>Capital Circulante Líquido</i>	Milhões US \$	-20,31	565,27	-9,16	39,67
<i>Giro</i>	Nº Índice	0,98	1,82	0,68	1,35
<i>Vendas Líquidas</i>	Milhões US \$	513,50	3.982,62	188,24	297,05

<i>Ebitda</i>	Milhões US \$	52,61	235,94	40,74	31,13
---------------	---------------	-------	--------	-------	-------

Fonte: dados de pesquisa

É importante observar, que na maior parte dos indicadores tanto de empresas eficientes quanto ineficientes, as com retorno de escala decrescente apresentam melhores indicadores gerais. No retorno de escala crescente de ambos os grupos de empresas eficientes e ineficientes o capital circulante líquido apresenta-se com valores negativos, sendo um indicativo de que, que empresas operaram no ano de 2014 com dívidas com os fornecedores, sendo esta situação mais comum a atividades como açúcar e álcool, e agronegócio.

Observados estes valores negativos verificou-se que das seis (6) empresas eficientes com retorno de escala crescente cinco (5) são usinas de Cana-de-açúcar e uma (1) é um frigorífico e nas empresas ineficientes com retorno de escala crescente das nove (9) analisadas, seis (6) fazem parte da atividade de açúcar e álcool e uma (1) agronegócio, portanto o valor capital circulante líquido foi influenciado por esta característica setorial.

6.1.5. Perfil das atividades analisadas.

É importante identificar se existe diferença entre os resultados de eficiência entre as empresas dos diferentes setores. Na Figura 2 são enunciadas as atividades e o enquadramento das empresas eficientes e ineficientes em cada atividade do setor alimentício, cana de açúcar e produção a animal apresentam maior número de empresas eficientes.

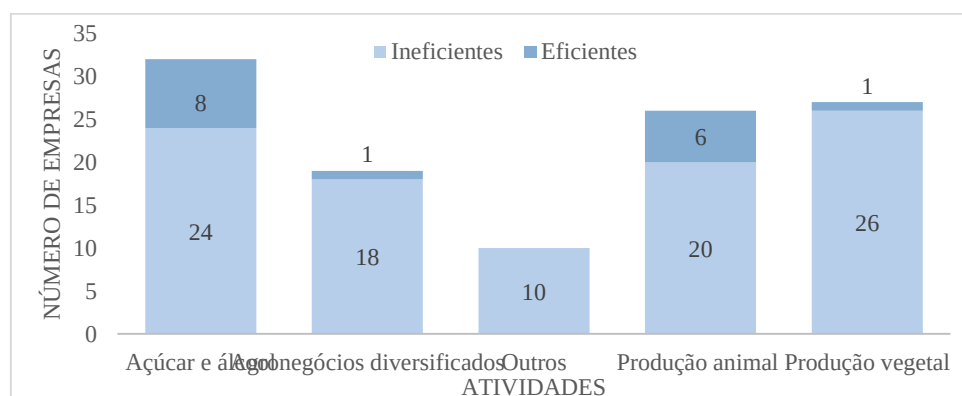


Figura 2. Empresas eficientes e ineficientes por atividade analisada. Fonte: dados da pesquisa

6.1.5.1. Açúcar e Alcool

Açúcar e álcool foi o grupo com maior representação de empresas analisadas (32). Os resultados indicam que 25% das empresas (8) foram catalogadas como empresas eficientes, a eficiência técnica média determinada pelo modelo DEA- BCC foi de 65% aproximadamente, sendo as empresas com a segunda maior eficiência técnica. A eficiência de escala foi de 89%, mostrando que as usinas em média apresentam poucos problemas de escala.

Delas, 75% (24) das usinas encontram-se localizadas no estado de São Paulo e delas cinco (5) empresas encontram-se na fronteira eficiente, a média de eficiência técnica das 24 empresas dentro de estado foi de 63,6% sendo menor à média geral do setor. Dentro do mesmo grupo nove (9) DMUs apresentaram retorno de escala crescente e 13 decrescentes.

Fora do estado de São Paulo, as oito (8) empresas do setor de açúcar e álcool que foram analisadas estão localizadas nos estados de Minas Gerais, Paraná, Goiás, Mato Grosso e Mato Grosso do Sul, três (3) na fronteira de eficiência e localizadas especificamente em Minas gerais, Paraná e Mato Grosso de Sul. A eficiência técnica média das empresas fora do estado do São Paulo foi de 68,2%, três pontos percentuais acima da eficiência técnica média do setor.

Na tabela 7 encontram-se a descrição amostral e Média das DMUs e das variáveis usadas na construção do modelo DEA.

Tabela 7. Descrição amostral das empresas de Açúcar e álcool.

<i>Especificação</i>	<i>Unidade</i>	<i>Eficientes</i>	<i>Ineficientes</i>	<i>Total</i>
<i>Número de empresas</i>	N	8	24	32
<i>Inputs</i>				
<i>Liquidez Geral</i>	Nº Índice	0,41	0,62	0,57
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	Milhões US \$	177,93	154,75	160,55
<i>Capital Circulante Líquido</i>	Milhões US \$	-35,65	17,25	4,02
<i>Outputs</i>				
<i>Giro</i>	Nº Índice	0,58	0,51	0,53
<i>Vendas Líquidas</i>	Milhões US \$	490,53	188,28	263,84
<i>Ebitda</i>	Milhões US \$	76,52	47,41	54,69

<i>Resultado DEA</i>				
<i>Retorno de escala crescentes</i>	N	5	6	11
<i>Retorno de escala constantes</i>	N	0	0	0
<i>Retorno de escala decrescente</i>	N	3	18	21
<i>Eficiência de escala</i>	N	5	27	32
<i>Outros indicadores</i>				
<i>Total de ativos</i>	Milhões US \$	772,67	431,58	516,86
<i>Endividamento Geral</i>	%	86,91	63,99	69,72
<i>Endividamento de longo prazo</i>	%	50,30	39,20	42,00
<i>Rentabilidade do Patrimônio</i>	%	33,00	19,00	23,00

Fonte: dados de pesquisa

Com respeito ao modelo societário usado pelas empresas do setor, não existe presença de cooperativas. Das 32 DMUs somente uma (1) é uma empresa de capital aberto, sendo uma empresa ineficiente tecnicamente com retorno de escala crescente e com rentabilidade de patrimônio de 6,1%. Dentro das empresas eficientes do setor nenhuma é de capital aberto e somente duas são empresas exportadoras, situadas; uma no estado de São Paulo e outra no estado de Paraná.

Dentro deste setor 14 empresas são empresas exportadoras e entre elas o 71% encontram-se localizadas no estado paulista. E a média de eficiência técnica das empresas exportadoras é de 64% menor quando comparada a da atividade geral.

A média de rentabilidade do patrimônio nas empresas com eficiência técnica é de 33,1%, mas com máximos de 106% e mínimo de 2,1%. Em média o total de ativos das empresas é de US \$ 516,86 milhões, mas as empresas na fronteira eficiente apresentaram ativos de US \$ 772,6 Milhões e as empresas ineficientes de US \$ 377,9 Milhões.

A atividade de açúcar e álcool tem endividamentos de longo prazo de 42% e endividamento geral de 69,7%. Uma situação interessante pode ser observada na Tabela 7, no input capital circulante líquido, as empresas eficientes apresentaram em média valores negativos, que podem indicar que as operações de algumas empresas eficientes no ano de análise apresentavam

dívidas a pagar a fornecedores. Esta situação acaba sendo comum nesta atividade em função de valores a serem honrados da safra anterior e que se constituem como risco financeiro. Por outro lado, as empresas eficientes de este setor apresentam patrimônio líquido ajustado maior que a empresas ineficientes e maiores ao total das empresas analisadas no setor, com relações de 13% e 9,7% respectivamente.

Também pode-se observar que as empresas eficientes foram menos líquidas comparadas às empresas ineficientes e ao total das empresas da mesma atividade. No entanto as empresas eficientes faturaram proporcionalmente mais que empresas ineficientes e tiveram maiores lucros sendo esta informação constatada quando observadas as vendas líquidas e o EBITDA.

6.1.5.2. Agronegócio diversificado

O agronegócio diversificado foi o grupo com a segunda menor quantidades de empresas dentro da amostra em análise, 19 empresas o conformaram e somente uma (1) está na fronteira eficiente sendo o 5% das empresas nesta atividade. A eficiência técnica média de agronegócio diversificado foi de 45% sendo a mais baixa desta análise, porem a eficiência de escala foi a maior entre todas as atividades avaliadas do setor da industrias alimentícias (92,7%). Na Tabela 8 está descrita a média amostral e alguns resultados referentes ao modelo DEA.

Tabela 8. Descrição amostral das empresas de Agronegócio diversificado.

<i>Especificação</i>	<i>Unidade</i>	<i>Eficientes</i>	<i>Ineficientes</i>	<i>Total</i>
<i>Número de empresas</i>	N	1	18	19
<i>Inputs</i>				
<i>Liquidez Geral</i>	Nº Índice	0,90	1,01	1,00
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	Milhões US \$	1.062,40	176,09	222,73
<i>Capital Circulante Líquido</i>	Milhões US \$	947,50	50,73	97,93
<i>Outputs</i>				
<i>Giro</i>	Nº Índice	2,80	1,20	1,28
<i>Vendas Líquidas</i>	Milhões US \$	8.906,40	50,74	878,01
<i>Ebitda</i>	Milhões US \$	283,40	28,83	42,23

<i>Resultado DEA</i>				
<i>Retorno de escala crescentes</i>	N	0	1	1
<i>Retorno de escala constantes</i>	N	0	0	0
<i>Retorno de escala decrescente</i>	N	1	17	18
<i>Eficiência de escala</i>	N	1	18	19
<i>Outros indicadores</i>				
<i>Total de ativos</i>	Milhões US \$	3.189,10	417,19	562,61
<i>Endividamento Geral</i>	%	66,60	61,12	61,41
<i>Endividamento de longo prazo</i>	%	42,3	20,0	21,20
<i>Rentabilidade do Patrimônio</i>	%	13,1	12	12,00

Fonte: dados da pesquisa.

No que se refere, ao tipo de retorno de escala somente uma empresa teve retorno de escala crescente sendo ineficiente e as restantes apresentaram retorno de escala decrescente, incluindo a empresa Cargill única empresa na fronteira eficiente.

Dentro desta atividade existe 15 DMUs com modelo societário cooperativo e nenhuma das empresas é de capital aberto pelo que não cotizam em bolsa. Referente a localização 8 empresas estão localizadas no estado de Paraná, mas a região sul fixa o 74% delas e o restante das empresas está distribuído nos estados de São Paulo, Minas Gerais e Goiás.

Nas empresas da atividade de agronegócio diversificado mais de 50% são exportadoras e a rentabilidade do patrimônio é de 12%. A empresa eficiente, a Cargill, apresenta rentabilidade do patrimônio de 15%, seus ativos totais são de US \$ 3.180,1 milhões sendo que a média das empresas ineficientes é de US \$ 417 milhões. Chama atenção que a empresa mais eficiente apresenta menor liquidez geral quando comparada com o grupo de empresas ineficientes, porem o *capital circulante líquido* e o *patrimônio líquido ajustado* são 1.776% e 503% respectivamente em relação ao grupo de empresas ineficientes. É importante ressaltar que nesta atividade, a empresa Cargill opera de forma diferenciada em relação às demais empresas, pois apresenta gestão de empresa multinacional o que indicaria o resultado sobressaliente na análise.

6.1.5.3. Produção Animal

A atividade de produção animal está representada na amostra com 26 empresas 23% delas estão na fronteira de eficiência, a eficiência técnica média deste setor foi de 67% e a eficiência de escala foi de 90%. Esta eficiência de escala é a segunda maior na análise geral, sendo menor apenas para agronegócio diversificado, indicando que escala produtiva é uma das vantagens desta atividade.

As empresas de produção animal é o grupo analisado com melhor desempenho da amostra e pode-se encontrar as DMUs analisadas localizadas nos estados de Paraná, Rio Grande do Sul, Espírito Santo, Goiás, Rondônia, Ceará, São Paulo, Minas Gerais, Santa Catarina e Pernambuco. As seis (6) empresas eficientes estão instaladas nos estados de São Paulo, Santa Catarina, Pernambuco e Minas Gerais. No grupo de empresas eficientes, cinco (5) apresentaram retorno de escala decrescente e uma apresenta retorno de escala crescente com visto na parte inferior da Tabela 9.

Tabela 9. Descrição amostral das empresas de produção animal.

<i>Especificação</i>	<i>Unidade</i>	<i>Eficientes</i>	<i>Ineficientes</i>	<i>Total</i>
<i>Número de empresas</i>	N	6	20	26
<i>Inputs</i>				
<i>Liquidez Geral</i>	Nº Índice	0,83	1,19	1,11
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	Milhões US \$	2.361,18	73,06	601,09
<i>Capital Circulante Líquido</i>	Milhões US \$	549,23	23,37	144,73
<i>Outputs</i>				
<i>Giro</i>	Nº Índice	2,50	1,80	1,96
<i>Vendas Líquidas</i>	Milhões US \$	3.428,93	297,18	1.019,88
<i>Ebitda</i>	Milhões US \$	271,10	25,51	82,18
<i>Resultado DEA</i>				
<i>Retorno de escala crescentes</i>	N	1	1	2
<i>Retorno de escala constantes</i>	N	0	0	0
<i>Retorno de escala decrescente</i>	N	5	19	24
<i>Eficiência de escala</i>	N	3	23	26
<i>Outros indicadores</i>				
<i>Total de ativos</i>	Milhões US \$	5.196,76	173,65	1.332,83

<i>Endividamento Geral</i>	%	74,30	57,85	61,65
<i>Endividamento de longo prazo</i>	%	33,10	17,40	21,0
<i>Rentabilidade do Patrimônio</i>	%	23,0	15,0	17,0

Fonte: dados da pesquisa.

Das 26 empresas, somente 6 utilizam o modelo societário cooperativo sendo uma eficiente (Aurora Alimentos). Do restante das empresas duas são de capital aberto cotizando em bolsa, sendo as empresas JBR e BRF, ambas na fronteira de eficiência.

Das empresas analisadas neste grupo 18 são exportadoras e a rentabilidade de patrimônio do setor é de 16,6%. Nas empresas eficientes a liquidez geral é menor em 30% que as empresas ineficientes, porém seu capital circulante e patrimônio líquido são 2.249% e 3.131%, respectivamente, maiores que os valores médios destas variáveis nas empresas ineficientes.

O endividamento de longo prazo destas empresas é de 21,2% e o endividamento geral é de 61,7%. O total de ativos médio é de US \$ 1.332,8 milhões, sendo o maior valor médio entre todos os grupos analisados.

Das três empresas com eficiência técnica e eficiência de escala (BRF, FBS e Frivasa), a Frivasa destaca por ser a empresa com maior giro do ativo total. Este indicador mede a eficiência operacional de uma empresa por ser o produto das vendas líquidas e ativo total. A rentabilidade desta empresa é de 28,3%, porém é a empresa com menos ativos no grupo das três.

A JBS destaca por ser a empresa com o total de vendas líquidas de maior volume sendo US \$ 8.980,7 milhões e o maior patrimônio líquido (US \$ 8.072,7 milhões), porém a rentabilidade deste patrimônio foi somente de 7,7% e ao medir os lucros dados pelo indicador EBITDA estes foram de \$ Zero (US \$ 0,0 milhões). A empresa BRF destacou por vendas líquidas e lucros, pois o seu EBITDA foi de US \$ 1.425,3 milhões, e suas vendas de US \$ 8.919,9 milhões, mas a sua rentabilidade de patrimônio foi de 13,1%.

A cooperativa Aurora Alimentos, que foi a empresa número um (1) do ranking de empresa eficiente, sendo a DMU tecnicamente mais eficiente e com

nível de ineficiência técnica mais baixo, de acordo com a análise de fronteira invertida.

6.1.5.4. Produção Vegetal

O grupo de produção vegetal foi representado por 27 empresas na determinação de eficiência pelo método DEA, dentre as quais uma é eficiente tecnicamente, mas não apresente eficiência de escala. A eficiência técnica média é de 48% sendo a menor quando comprada com as demais atividades do setor alimentício a avaliadas. A eficiência de escala neste grupo é de 85% que não é baixa, mas nenhuma DMU está na fronteira eficiente por escala.

Os estados em que se encontram localizadas as empresas são: Goiás, Rio Grande do Sul, Minas Gerais, São Paulo, Alagoas, Santa Catarina, Ceará, Paraná e Pará, o estado de São Paulo é onde estão instaladas a maior quantidade delas, com 44% das DMU.

Neste grupo somente uma empresa opera com retorno de escala crescente sendo ineficiente e o restante delas opera com retorno de escala decrescente. A empresa que se encontra na fronteira de eficiência e que faz parte deste grupo é a Bunge, mas opera com ineficiência de escala de 66% e opera com retorno decrescente de escala.

Dentro deste grupo de empresas seis (6) operam em modelo societário cooperativo sendo todas ineficientes em escala e tecnicamente. Das empresas analisadas somente uma é uma empresa de capital aberto, cotizando em bolsa.

Tabela 10. Descrição amostral das empresas de produção vegetal.

<i>Especificação</i>	<i>Unidade</i>	<i>Eficientes</i>	<i>Ineficientes</i>	<i>Total</i>
<i>Número de empresas</i>	N	1	26	27
<i>Inputs</i>				
<i>Liquidez Geral</i>	Nº Índice	1,60	1,52	1,53
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	Milhões US \$	3.104,20	77,32	189,43
<i>Capital Circulante Líquido</i>	Milhões US \$	1.573,10	42,49	99,18
<i>Outputs</i>				
<i>Giro</i>	Nº Índice	1,60	1,54	1,54

<i>Vendas Líquidas</i>	Milhões US \$	9.502,90	240,65	583,69
<i>Ebitda</i>	Milhões US \$	152,90	19,56	24,49
<i>Resultado DEA</i>				
<i>Retorno de escala crescentes</i>	N	0	1	1
<i>Retorno de escala constantes</i>	N	0	0	0
<i>Retorno de escala decrescente</i>	N	1	25	26
<i>Eficiência de escala</i>	N	0	27	27
<i>Outros indicadores</i>				
<i>Total de ativos</i>	Milhões US \$	5.782,6	190,12	397,25
<i>Endividamento Geral</i>	%	46,30	54,41	54,11
<i>Endividamento de longo prazo</i>	%	12,10	21,3	21,0
<i>Rentabilidade do Patrimônio</i>	%	9,0	13,0	13,0

Fonte: dados de pesquisa

Das empresas deste setor, 44% são exportadoras e em média a rentabilidade do patrimônio foi de 12,6%, o endividamento destas empresas apresentam médias de 21% e 54,1% para longo prazo e endividamento geral respectivamente. O total de ativos em média é de US \$ 397,2 milhões. As empresas avaliadas deste grupo são as empresas com maior liquidez geral quando comparadas às demais atividades do setor alimentício, tanto para empresas eficientes como para empresas ineficientes.

6.1.5.5. Confeitarias, massas, panificação e enlatados (Outros)

Este grupo foi o mais diversificado quanto ao perfil de atividade das empresas que o conformam e também foi o grupo em análise de menor tamanho. Não apresentou empresas na fronteira de eficiência, sendo a eficiência técnica média de 53% e a eficiência de escala de 88%.

Os tipos de retorno de escala foram decrescentes para as 10 empresas que integram o grupo e também não apresenta empresas com modelo societário cooperativo. Das 10 empresas, 70% são empresas exportadoras e uma delas é de capital aberto, cotizando em bolsa.

Em média a rentabilidade da atividade é de 16,3% e as empresas estão localizadas nos estados de Ceará, Santa Catarina, São Paulo, Minas Gerais e

Rio Grande do sul. Na Tabela 11 estão mostradas as médias das variáveis utilizadas para a construção do modelo.

Tabela 11. Descrição amostral das empresas de Outros.

<i>Especificação</i>	<i>Unidade</i>	<i>Eficientes</i>	<i>Ineficientes</i>	<i>Total</i>
<i>Número de empresas</i>	N	0	10	10
<i>Inputs</i>				
<i>Liquidez Geral</i>	Nº Índice	-	1,10	1,10
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	Milhões US \$	-	173,74	173,74
<i>Capital Circulante Líquido</i>	Milhões US \$	-	54,88	54,88
<i>Outputs</i>				
<i>Giro</i>	Nº Índice	-	1,63	1,63
<i>Vendas Líquidas</i>	Milhões US \$	-	363,75	363,75
<i>Ebitda</i>	Milhões US \$	-	46,19	46,19
<i>Resultado DEA</i>				
<i>Retorno de escala crescentes</i>	N	-	0	0
<i>Retorno de escala constantes</i>	N	-	0	0
<i>Retorno de escala decrescente</i>	N	-	10	10
<i>Eficiência de escala</i>	N	-	10	10
<i>Outros indicadores</i>				
<i>Total de ativos</i>	Milhões US \$	-	287,11	287,11
<i>Endividamento Geral</i>	%	-	50,89	50,89
<i>Endividamento de longo prazo</i>	%	-	19,2	19,2
<i>Rentabilidade do Patrimônio</i>	%	-	16,0	16,0

Fonte: dados de pesquisa.

É importante ressaltar que sendo um grupo com todas empresas analisadas com ineficiência técnica, a média nas variáveis utilizadas na construção do modelo DEA, (inputs e outputs) é superior em todos os quesitos quando comparada com os mesmos grupos de empresa ineficientes de demais atividades industriais sendo menor somente em liquidez geral e giro do ativo do que as empresas ineficientes do setor de produção animal e em liquidez geral do que as de produção vegetal, e a média de eficiência técnica geral desta atividade é maior que agronegócio diversificado e produção vegetal.

Em ativos totais este grupo de empresas possui média de US \$ 287,1 milhões, porém dentro do setor a empresa M. Dias Branco apresenta valores 440% maiores que as demais empresas. Esta apresenta o melhor desempenho

do setor com eficiência de escala de 80% e eficiência técnica de 73%. O indicador de endividamento de longo prazo apresentou uma média de 19,2% para o setor e o endividamento geral em média foi de 50,1%.

6.1.6. Diferenças entre as atividades produtivas avaliadas.

Tendo visto que pode existir diferença entre os setores devido a sua eficiência e a suas práticas operacionais, foi realizado o teste de diferença de média *Kruskal-Wallis* (KW). Na tabela 12 pode-se observar os resultados do teste de KW, que indica diferença significativa entre as atividades analisadas, a um nível de significância de 5%. Neste caso, se faz necessário a complementação do teste KW com a prova de *Dunn*, determinando quais os setores são diferentes entre si.

Tabela 12. Test de Kruskal-Wallis para diferença entre atividades industriais.

Faixas			
Setores		N	Média da Faixa
Eficiência	Açúcar-álcool	32	65,33
	Agronegócio-diversificado	19	41,55
	Outros	10	55,50
	Produção-animal	26	71,42
	Produção-vegetal	27	46,78
	Total	114	
Estatística de contraste (Eficiência)			
Q-quadrado		13,747	
Graus de liberdade (GL)		4	
Sig.		0,008	
Variável de agrupamento		Setores	

Fonte: Dados da pesquisa

A tabela 13 mostra a aplicação da prova de *Dunn*, na qual são comparados os cálculos das médias da diferença teórica e cálculo da diferença observada. Teste este que indica a existência de diferença entre as atividades de produção animal e de agronegócio, diversificado a 5% de significância. Demonstrando que produção animal é o mais eficiente. Porém não existe diferença significativa pelo mesmo teste entre as demais atividades de açúcar e álcool, *outros* e produção vegetal.

Tabela 13. Teste de médias de Dunn para determinação de diferença entre atividades industriais.

<i>Cálculo do teste de Dunn/ teórico</i>					
	32	19	10	26	27
	Açúcar-álcool	Agronegócio	Outros	Animal	Vegetal
Açúcar-álcool		26,87	33,61	24,50	24,25
Agronegócio			36,25	28,00	27,78
Outros				34,52	34,35
Animal					25,49
Vegetal					
<i>Cálculo teste de Dunn/ observado</i>					
<i>Média da Faixa</i>	65,33	41,55	55,50	71,42	46,78
	Açúcar-álcool	Agronegócio	Outros	Animal	Vegetal
Açúcar-álcool		23,78	9,83	6,09	18,55
Agronegócio			13,95	29,87	5,23
Outros				15,92	8,72
Animal					24,65
Vegetal					

Fonte: Dados da pesquisa

6.1.7. Diferença entre grupos

Similar à comparação feita nas atividades, utilizou-se o teste de KW, para avaliar a diferença estatística entre as empresas cujo modelo societário está definido como cooperativas e as não cooperativas, para empresas com participação no mercado internacional e as que comercializam seus produtos somente no mercado nacional obtendo-se os seguintes grupos a serem comparados:

- a) Grupo Cooperativa- Exporta:** grupo de empresas de distintos setores cujo modelo societário é cooperativo e utilizam o mercado internacional para escoar parte de seus produtos.
- b) Grupo Cooperativa-não-Exporta:** grupo de empresas de diferentes setores cujo modelo societário é cooperativo e utilizam o mercado nacional para a comercialização de seus produtos.
- c) Grupo Empresa-Exporta:** grupo de empresa de diferentes setores,

não cooperativas que e utilizam o mercado internacional para escoar parte de seus produtos.

- d) Grupo Empresa-Não-Exporta:** grupo de empresas de diferentes setores cujo modelo societário não é cooperativo e utilizam o mercado nacional para a comercialização de seus produtos.

A tabela 14 apresenta os resultados do teste KW aplicado aos grupos anteriormente definidos cuja estatística de contraste foi feita em função da eficiência calculada pelo método DEA. Nesta, pode ser observar os resultados do teste de KW, que apresenta diferença significativa entre os grupos analisados a um nível de significância de 5%. Neste caso se faz necessário a continuação do teste KW com a prova de *Dunn*, determinando quais os grupos são diferentes entre si.

Tabela 14. Test de Kruskal-Wallis para diferença entre grupos Modelo Societário-Mercado.

Faixas			
Grupos		N	Média da Faixa
Eficiência	Cooperativa-Exporta	15	52,43
	Cooperativa-Não-Exporta	12	34,25
	Empresa-Exporta	44	64,80
	Empresa-Não-Exporta	43	58,29
	Total	114	
Estatística de contraste (Eficiência)			
Q-quadrado		8,482	
Grau de liberdade (GL)		3	
Sig.		0,037	
Variável de agrupamento		Grupos	

Fonte: Dados da pesquisa

Na Tabela 15 está mostrado o resultado da aplicação da prova de *Dunn*, onde são comparados os cálculos das médias da diferença teórica e cálculo da diferença observada, determinando que existe diferença entre os grupos de *Empresas-Exportadoras* e o grupo de *Cooperativas –não-Exportadoras*, a 5%

de significância e que são mais eficientes as DMUs cujo modelo societário não é cooperativo e que utilizam o mercado internacional para a comercialização parcial ou total de seus produtos.

Esta hipótese também foi aplicada para cada uma das atividades industriais aqui analisadas, porem o teste estatístico não paramétrico de KW não apresentou diferença significativa nem a 5 e nem a 10% entre os grupos definidos anteriormente.

Tabela 15. Test de médias de Dunn para determinação de diferença entre grupos.

Cálculo do teste de Dunn/Teórico				
<i>N</i>	15	12	44	43
	Coop-Exp	Coop-Não-Exp	Empr-Exp	Empr-Não-Exp
Coop-Exp		33,77	26,07	26,15
Coop-Não-Exp			28,40	28,47
Empr-Exp				18,70
Empr-Não-Exp				
Cálculo teste de Dunn/Observado				
<i>Média da Faixa</i>	52,43	34,25	64,80	58,29
	Coop-Exp	Coop-Não-Exp	Empr-Exp	Empr-Não-Exp
Coop-Exp		18,18	12,36	5,86
Coop-Não-Exp			30,55	24,04
Empr-Exp				6,50
Empr-Não-Exp				

Empr: Empresa, Exp: Exporta, Coop: Cooperativa. Fonte: Dados da pesquisa

Para consolidar esta informação de existência ou não de diferença significativa em entre os setores, na sequência serão mostrados os quatro cenários, a partir da apresentação da dispersão e mediana da eficiência para as atividades e os grupos avaliados.

Na figura 3, é possível verificar a diferença entre as atividades de agronegócio diversificado e produção animal anteriormente relatado no teste KW, representado pela mediana e as distintas distribuições de eficiência.

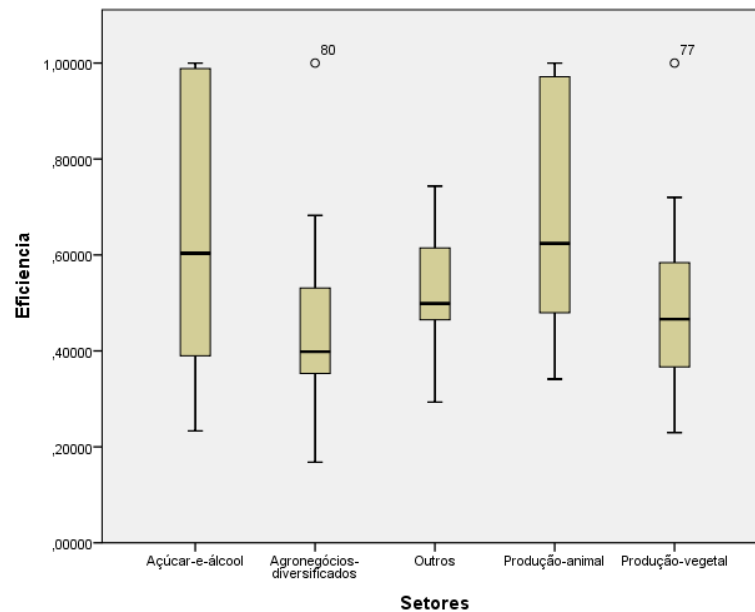


Figura 3. Box-Plot de eficiência para cada atividade produtiva. Fonte: dados de pesquisa

Igualmente, é possível verificar uma diferenciação sobre o modelo societário. As medidas de eficiência determinada indicam diferença entre as empresas do modelo societário cooperativo e as de modelo societário não cooperativo, conforme figura 4.

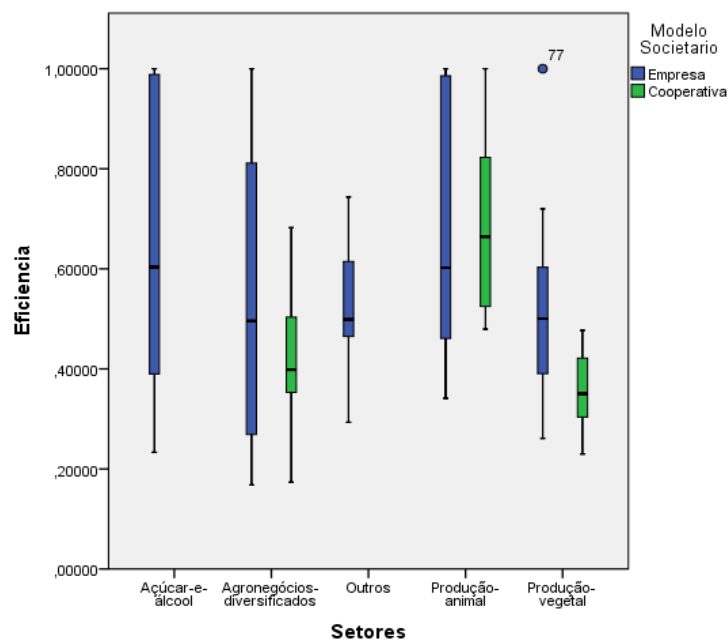


Figura 4. Box-Plot de eficiência com modelo societário por atividade produtiva. Fonte: dados de pesquisa

Para as atividades de agronegócio diversificado as empresas não cooperativas foram mais eficientes. Pode-se ver que a distribuição destas vai desde algumas que não são tecnicamente eficientes até empresas na fronteira de eficiência, mas as cooperativas do grupo se constituíram com uma mediana de eficiência sem cooperativas na fronteira de eficiência.

Para as atividades de produção animal os resultados do modelo DEA são muito diferentes, pois as cooperativas resultaram ser mais eficientes que as empresas não cooperativas. Embora nesta atividade existam DMUs eficientes que são cooperativas e não cooperativas, o limite inferior do diagrama de caixas na figura 4 mostra que a faixa de ineficiência nas cooperativas é menor.

Existem picos de ineficiência nas atividades de agronegócio diversificados que podem encontrar-se em empresas e em cooperativas, no entanto a mediana das cooperativas na atividade de agronegócios diversificado apresenta uma maior ineficiência.

O pior desempenho em eficiência técnica de empresas cooperativas da análise desenvolvida foi da atividade de produção vegetal que se manteve abaixo de 50%. No grupo de empresas não cooperativas as eficiências também foram baixas, não entanto a empresa Bunge (DMU 77) foi a DMU do setor de produção vegetal que se posicionou na fronteira de eficiência técnica. Esta empresa apresenta estratégias operacionais de uma empresa multinacional o que possivelmente a levou a se destacar dentro a produção vegetal.

Outra característica medida em função da eficiência das empresas aqui analisadas foi a comercialização internacional. Na figura 5 são apresentadas as cinco diferentes atividades avaliadas e a distribuição de eficiência para as empresas que exportam e as que comercializam 100% dos seus produtos dentro do território brasileiro.

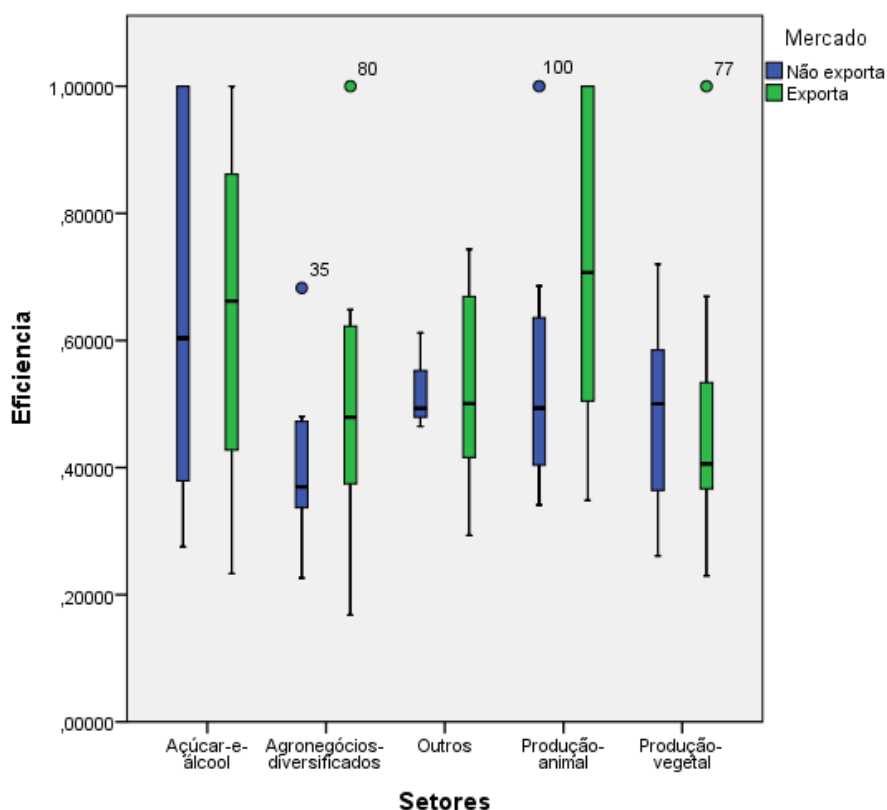


Figura 5. Box-Plot de eficiência de empresas exportadoras e não exportadoras por setor. Fonte: dados de pesquisa.

Na figura 5 é possível verificar que empresas com comercialização internacional estão presentes em todos os setores avaliados e que na maioria dos casos as empresas exportadoras foram mais eficientes tecnicamente que as empresas não exportadoras, e pode-se notar que na atividade produtiva de açúcar e álcool assim como na de produção animal os resultados de eficiência são alavancados pelo grupo de empresas exportadoras.

De maneira geral foi possível observar que a eficiência das empresas aqui calculada não corresponde a um alto desempenho de uma variável isolada e sim ao conjunto de pesos para input e outputs obtidos da modelagem DEA. Esta condição revelou que empresas eficientes podem ter altos valores de patrimônio líquido e capital circulante líquido, assim como um grande volume de vendas líquidas e giro, mas não ocuparam um lugar na fronteira de eficiência e empresas com valores baixos nas referidas variáveis podem ser eficientes e ter rentabilidades altas.

6.2. Segunda abordagem

Foi utilizada a mesma base de dados para a segunda abordagem, como relatado no item de metodologia, a princípio 23 (vinte e três) variáveis foram disponibilizadas na base dos dados da FIPECAFI (São Paulo), mas algumas delas contaram com uma característica de duplicidade que é evitada nos estudos multivariados e estatísticas não-paramétricas como DEA e por falta de informação. Sendo assim, 11 (onze) variáveis foram utilizadas para estimar os escores fatoriais que teriam com objetivo a formação de grupos homogêneos mediante a análise de cluster. Na tabela 16 são apresentadas as variáveis usadas e descrição de frequência das mesmas.

Tabela 16. Variáveis utilizadas para a construção dos escores fatoriais das 114 empresas FIPECAFI (São Paulo) 2015.

<i>Variáveis estatísticas</i>	<i>Unidades</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Mediana</i>	<i>Máximo</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>
Patrimônio Líquido Ajustado	U\$ Milhões	-91,90	83,20	8.260,70	280,70	961,78
Capital Circulante Líquido	U\$ Milhões	-156,00	18,55	1.693,70	77,83	270,65
Total do Ativo	U\$ Milhões	28,20	210,10	17.775,50	662,86	2.055,05
Vendas Líquidas	U\$ Milhões	68,00	190,90	9.502,90	622,84	1.657,42
Lucro Líquido Ajustado	U\$ Milhões	-27,60	10,75	747,90	32,95	97,69
Ebitda	U\$ Milhões	1,80	25,30	1.425,30	58,05	152,75
Endividamento Geral	Porcentagem	14,0%	63,0%	132,4%	60,9%	18,8%
Endividamento a Longo Prazo	Porcentagem	0,8%	23,5%	69,5%	26,4%	16,1%
Rentabilidade do patrimônio Ajustado	Porcentagem	0,0%	11,4%	238,7%	16,6%	25,5%
Giro do ativo	Nº de Índice	0,20	1,25	5,00	1,32	0,83
Liquidez geral	Nº de Índice	0,20	0,90	4,90	1,04	0,76

Fonte: dados de pesquisa

6.2.1. Redução de variáveis

A análise fatorial foi realizada mediante a aplicação de método de componentes principais observando os critérios de kaiser de raiz latente igual ou maior que 1, e uma percentagem explicativa da variância das variáveis pelos fatores maior a 60%, que neste caso foi de 87,9% para quatro fatores, as variâncias acumuladas e os valores de autovalores encontram-se na Tabela 17.

Tabela 17. Fatores extraídos pelo método de componentes principais.

Fatores	Autovalor	Variância explicada (%)	Variância acumulada (%)
F1	5,398	49,076	49,076
F2	2,203	20,023	69,099
F3	1,054	9,582	78,682
F4	1,015	9,225	87,907

Fonte: dados de pesquisa

O resultado da análise fatorial pressupõe que as variáveis respostas sejam correlacionadas e que esta correlação, seja avaliada pelo teste de correlação de Bartlett. Este teste com distribuição qui-quadrado, teve um valor de 1.681,957 com 55 graus de liberdade permitindo rejeitar a hipótese nula ao nível de significância de 1%. O valor do teste KMO foi de 0,664 maior a 0,5 recomendados por Hair et al., (2005) para este tipo de análise.

Tabela 18. Cargas fatoriais obtidas pelo ACP e rotação VARIMAX com Kaiser

Variáveis	Cargas fatoriais			
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	0,965	-0,017	0,032	-0,016
<i>Capital Circulante Líquido</i>	0,947	-0,089	0,033	0,052
<i>Total do Ativo</i>	0,968	0,038	0,013	-0,02
<i>Vendas Líquidas</i>	0,918	-0,002	0,007	0,05
<i>Lucro Líquido Ajustado</i>	0,977	-0,026	-0,019	-0,02
<i>Ebitda</i>	0,908	0,044	-0,078	-0,063
<i>Liquidez geral</i>	-0,027	-0,881	-0,114	0,115
<i>Endividamento Geral</i>	-0,095	0,869	0,041	0,02
<i>Endividamento a Longo Prazo</i>	0,046	0,809	-0,255	0,028

<i>Rentabilidade do patrimônio ajustado</i>	-0,005	-0,047	0,009	0,995
<i>Giro do ativo</i>	0,001	-0,041	0,983	0,009

Fonte: dados de pesquisa

As onze variáveis em análise foram reduzidas a quatro fatores, as cargas fatoriais com correlação maiores a 0,55 foram destacadas em negrito nas colunas de cada fator desde fator 1 até o fator 4. Estes valores podem ser considerados significativos para uma amostra com 100 ou mais unidades amostrais, sendo esta uma amostra com 114 unidades em análise cumprindo este critério (HAIR et al., 2005).

Estes escores fatoriais foram estimados conforme (2) mediante a Análise de Componentes Principais (ACP) e o método de rotação VARIMAX.

Dados os resultados do procedimento fatorial, os escores fatoriais foram utilizados para a aplicação da análise de cluster em que o método hierárquico mediante o procedimento de *Ward* foi aplicado considerando a distância euclidiana simples como medida de distância. Feito isto, foi construído o *dendograma* (anexo um) para a solução dos clusters hierárquicos, onde é possível observar que uma melhor distribuição de agrupamentos é a que se refere a seis clusters, sendo eliminados dois para as análises posteriores por não apresentarem o número mínimo de DMUs necessárias. HAIR et al., (2005).

6.3. Análise de eficiência aplicada aos diferentes *clusters*.

6.3.1. *Cluster um*.

Como visto na tabela 19 o *cluster um*, ficou composto por 27 empresas sendo 14,8% empresas eficientes tecnicamente e 3,7% eficientes em escala. O 81,5% das empresas são usinas de açúcar e álcool tornando o cluster mais representativo para essa atividade específica, o 18,5% restante das empresas são das atividades de exploração em produção vegetal sendo duas (7,4%) e três das atividades referentes à produção animal (11,1%).

Tabela 19. Caracterização do Cluster um.

Caracterização das empresas no cluster um
--

Número de empresas por grupo	27
Empresas tecnicamente eficiente	4
Empresas com eficiência de escala	1
Empresas ineficientes	23
Cooperativas	1
Não- Cooperativas	26
Exportadoras	15
Não- Exportadoras	12

Fonte: dados de pesquisa

Neste agrupamento o modelo societário predominante é o não-Cooperativo, com um 93,6%, mas, as atividades de comercialização encontram-se distribuídas entre as que exportam com um 55,6% e as que não exportam com 45,4%.

Assim mesmo o cluster um, fica representados por empresas que possuem as maiores faixas de patrimônios, capital e ativos totais neste estudo e logicamente com as empresas com maiores valores de endividamento de longo prazo. No entanto, estas empresas não contam com os maiores volumes de vendas, nem com a maior liquidez ou rentabilidade de seu patrimônio nem com o maior giro de seus ativos fato este interessante no estudo de dito cluster, estas afirmações podem ser vistas nas gráficas de Box-Plot do anexo numero dois.

No referente à análise de eficiência realizada às empresas do cluster um, em que o modelo DEA foi utilizado com a suposição de retornos constantes a escala para determinação de eficiência técnica e sem dita suposição para o calculo de eficiência com retorno variável obteve-se o seguinte resultado como conferido na tabela 20:

Tabela 20. Distribuição das empresas segundo intervalos de eficiência técnica e escala obtida nos modelos DEA para o Cluster um.

<i>Especificação</i>	<i>Total empresa</i>		
	<i>ET RV</i>	<i>ET RC</i>	<i>EE</i>
$e < 0,1$	0	3	0
$0,1 \leq e < 0,2$	0	10	0
$0,2 \leq e < 0,3$	9	8	5

$0,3 \leq e < 0,4$	11	4	2
$0,4 \leq e < 0,5$	2	0	3
$0,5 \leq e < 0,6$	1	0	4
$0,6 \leq e < 0,7$	0	0	2
$0,7 \leq e < 0,8$	0	1	2
$0,8 \leq e < 0,9$	0	0	4
$0,9 \leq e < 1$	0	0	4
$e = 1$	4	1	1
Total	27		
Eficiência média	0,430	0,253	0,612
Desvio- padrão	0,253	0,200	0,269

Fonte: dados de pesquisa

Das 27 empresas analisadas no cluster um somente quatro (4) obtiveram a máxima eficiência técnica e o nível médio de eficiência foi de 0,430. Já no retorno de escala variável das empresas deste cluster, uma ocupou a fronteira de eficiente, dando um valor de nível médio geral fixado em 0,253, deve-se lembrar de que este nível médio também representa a pura eficiência técnica da amostra que porem é muito baixa, mas indicaria que as empresas ineficientes poderiam aumentar os seus produtos em 133% em média se maximizados ditos produtos e fixados os insumos que são usados atualmente. E com uma eficiência de escala de 0,612 estas empresas poderiam aumentar os seus produtos em um 63%.

Na tabela 21 e 22 são apresentados os resultados das estatísticas de frequência das empresas eficientes e ineficientes do cluster um, onde se observa que a liquidez geral apresenta somente diferencias em quanto ao valor de mínimo de dita variável. Em patrimônio líquido Ajustado das empresas eficientes são pelo valor da mediana de dita variável 58% menores às ineficientes que trabalham com capital circulante positivo, contrario às eficientes.

Tabela 21. Estatística de frequência das empresas eficientes do Cluster um

<i>Variáveis estatísticas</i>	<i>Unidades</i>	Máximo	Mediana	Mínimo	Desvio padrão
<i>Liquidez geral</i>	<i>N de índice</i>	1	0,5	0,4	0,27
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	<i>US\$ Milhões</i>	467,5	70,85	-91,9	239,47

Capital Circulante Líquido	<i>U\$ Milhões</i>	113,5	-109,55	-156	121,37
Total de Ativo	<i>U\$ Milhões</i>	1401,4	657	283,8	473,55
Vendas Líquidas	<i>U\$ Milhões</i>	2105,3	147,95	91,7	988,41
Lucro Líquido ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	139,8	101,85	-27,6	73,44
Ebitda	<i>U\$ Milhões</i>	177,3	32,7	20,9	74,94
Endividamento Geral	<i>Porcentagem</i>	132%	90%	67%	28%
Endividamento de longo prazo	<i>Porcentagem</i>	61%	46%	15%	20%
Rentabilidade do patrimônio	<i>Porcentagem</i>	23%	7%	3%	9%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	1,1	0,7	0,4	0,38

Fonte: dados de pesquisa

Nas estatísticas oferecidas pelo cluster um o total de ativos das empresas eficientes são em mediana um 27% maiores às empresas ineficientes do cluster, sendo as empresas ineficientes mais vendedoras que as eficientes em mediana por 41%, porem as empresa eficiente resultaram ser mais lucrativas que as ineficientes em mais do que 500%, explicando o porquê da eficiência de ditas empresas no cluster em analise. A diferença na variável Ebitda não é tão relevante, pois a relação de eficientes e ineficientes é somente de 17% sendo positiva para as empresas eficientes.

Tabela 22. Estatística de frequência das empresas ineficientes do Cluster um

Variáveis estatísticas	Unidades	Máximo	Mediana	Mínimo	Desvio padrão
Liquidez geral	<i>N de índice</i>	1	0,5	0,2	0,24
Patrimônio Líquido Ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	752,9	168,6	8,4	199,55
Capital Circulante Líquido	<i>U\$ Milhões</i>	246,7	19,6	-62,5	87,25
Total de Ativo	<i>U\$ Milhões</i>	1789,3	518,1	57,6	485,68
Vendas Líquidas	<i>U\$ Milhões</i>	2140,5	252,5	86,3	463,50
Lucro Líquido ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	56,4	15,6	0,1	14,15
Ebitda	<i>U\$ Milhões</i>	221,5	27,4	-8,3	61,54
Endividamento Geral	<i>Porcentagem</i>	94%	67%	49%	13%
Endividamento de longo prazo	<i>Porcentagem</i>	70%	47%	34%	10%
Rentabilidade do patrimônio	<i>Porcentagem</i>	28%	8%	0%	8%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	1,6	0,9	0,2	0,34

Fonte: dados de pesquisa

É possível também observar que as empresas eficientes apresentam em mediana um valor de endividamento geral maior em 23 pontos percentuais, mas somente um ponto percentual menor em endividamento de longo prazo. A rentabilidade do patrimônio neste caso favorece as empresas ineficientes por possuir menos endividamento de longo prazo sobre o patrimônio e ativos totais e a capacidade de giro é em mediana maior nas empresas ineficientes em 22%

Tabela 23. Distribuição de empresas do Cluster um segundo o tipo de retorno e grau de pura eficiência técnica.

Tipo de retorno	Eficientes	Ineficientes	Total
Crescente	2 (7%)	4 (15%)	6 (22%)
Constante	0	0	0
Decrescente	2 (7%)	19 (70%)	21 (77%)
Total	4 (15%)	23 (85%)	27 (100%)

Fonte: dados de pesquisa

Em relação ao tipo de retorno e da informação na tabela 23, percebe-se que a maioria das empresas do cluster um apresenta retornos decrescentes (77%) neste conjunto somente duas empresas são eficientes (7%). Neste cluster não se apresentaram empresa na faixa ótima de escala, isto é, retornos constantes, nem na escala ótima sendo ineficientes.

Tabela 24. Medidas de variáveis e inputs e outputs segundo o tipo de escala para o Cluster um.

Variáveis estatísticas	Unidades	Eficientes		Ineficientes	
		Decrescente	Crescente	Decrescente	Crescente
Liquidez geral	<i>N de índice</i>	0,75	0,45	0,5	0,6
Patrimônio Líquido Ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	284,55	-25,9	186,2	21,4
Capital Circulante Líquido	<i>U\$ Milhões</i>	5,1	-135,9	21,2	18,95
Total de Ativo	<i>U\$ Milhões</i>	1070,7	428,9	618,1	198,65
Vendas Líquidas	<i>U\$ Milhões</i>	1124,25	122,2	259,7	187,85
Lucro Líquido ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	123,9	34,05	17,1	5,05
Ebitda	<i>U\$ Milhões</i>	99,1	32,7	55,7	42,1
Endividamento Geral	<i>Porcentagem</i>	76%	113%	63%	86%
Endividamento de longo prazo	<i>Porcentagem</i>	29%	54%	47%	54%

Rentabilidade do patrimônio	<i>Percentagem</i>	13%	7%	8%	8%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	0,7	0,75	0,9	0,6

Fonte: dados de pesquisa

Para ter uma ideia de como o tamanho esta afetando as empresas do cluster um, na tabela 24 foram feitas as apreciações sobre o retorno de escala e a eficiência de ditas empresas. O faturamento médio das empresas eficientes representado pelas variáveis de vendas e lucro é maior para as empresas que estão acima da escala ótima, isto é, retornos decrescentes e menores para as que estão por debaixo (retorno crescente).

Em um cenário em as empresas aqui analisadas tivessem a intensão de aumentar seus produtos, sendo estes “vendas e lucros”, em um 5%, somente as que possuem retorno de escala crescente se beneficiariam desta ação, pois aumentar os seus produtos veria acompanhado com um aumento menor em seus insumos do que o 5%. O que seria contrario para as empresas com retorno de escala decrescente, pois seus insumos sofreriam um aumento maior aos 5% para o respetivo aumento em seus produtos.

6.3.1.1. Discriminantes da eficiência do Cluster um.

Após realizada a determinação de eficiência de cada cluster pela analises DEA, uma análise discriminante multivariada linear foi aplicada para identificar quais as variáveis exercem maiores pesos na medida de eficiência. Para dita análise as empresas de cada cluster foram separadas em dois conjuntos sendo estes as eficientes: empresas que conseguiram os escores de eficiência maiores ou iguais a 0,85, isto é 85% de eficiência, e o grupo de ineficientes: empresas com escores menores que 85%.

As variáveis utilizadas na análise discriminante foram: endividamento geral, passivo circulante, Juros-impostos sobre o lucro-depreciação-Amortizações, percentagem de exportação, Giro do ativo, liquidez geral e rentabilidade do patrimônio ajustado.

Em relação aos discriminantes de eficiência no cluster *um*, o endividamento geral e os passivos circulante resultam ser as variáveis que definem que é eficiente e quem não. Como mostrado na tabela 25.

Tabela 25. Matriz de estrutura para a função discriminante do Cluster um.

<i>Variáveis estatísticas</i>	<i>Função 1</i>
Endividamento Geral	0,530
Passivo Circulante	0,526
Juros, Impostos Sobre o Lucro, Depreciação e Amortização.	-0,355
Exportação (%)	-0,305
Giro do ativo	-0,124
Liquidez geral	0,120
Rentabilidade do patrimônio ajustado	0,032
Correlações intragrupos combinadas entre as variáveis discriminantes e as funções discriminantes canônicas tipificadas	
Variáveis ordenadas pelo tamanho da correlação com a função.	

Fonte: dados de pesquisa

Na tabela 26 são apresentados os indicadores de eficiência da função discriminante. O fato de ter utilizado dois conjuntos na análise gerou uma função discriminante capaz de separar os dois conjuntos, explicando o 100% da variância acumulada com um valor de correlação canônica de 0,761, que prediz a correlação das variáveis independentes utilizadas para a construção da função.

Tabela 26. Indicadores de eficiência da função discriminante

<i>Função</i>	<i>Auto valor</i>	<i>% de variância</i>	<i>% acumulado</i>	<i>Correlação canônica</i>
1	1,375 ^a	100	100	0,761

Fonte: dados de pesquisa

Para testar a taxa de sucesso na predição da função achada, é realizada a identificação do numero de empresas classificadas corretamente, usando os escores discriminantes individuais prevendo-se se uma empresa faz parte do grupo que opera eficientemente ou não, após este teste comparasse o grupo revelado pela função com o grupo real a qual a empresa pertence. Na tabela 27 e mostrado o resultado da função discriminante encontrada para o cluster um e a relação de confiabilidade dos resultados originais.

Tabela 27. Classificação dos conjuntos pela função discriminante

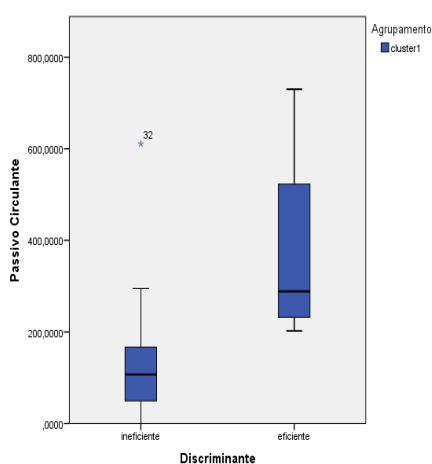
<i>Eficiência</i>		<i>Resultado da função</i>	<i>Total</i>
-------------------	--	----------------------------	--------------

				<i>Ineficiente</i>	<i>Eficiente</i>	
Casos selecionados	Original	Contei-o	Ineficiente	22	1	23
			Eficiente	0	4	4
			%	95,70%	4,30%	100%
			Eficiente	0	100%	100%
O 96,3% dos casos agrupados inicialmente foram classificados corretamente.						

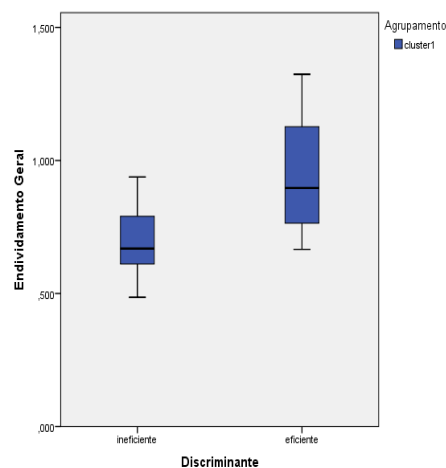
Fonte: dados de pesquisa

Neste caso a função discriminante obtida para cluster *um* conseguiu agrupar corretamente o 100% das empresas eficientes e o 95,7% das empresas ineficientes, considerando-se satisfatória dita função, pois classificou corretamente o 93,9% dos casos analisados.

Imediatamente após o resultado se fez uma comparação gráfica das variáveis de maior peso e incidência na classificação da função, sendo estas as anteriormente mencionadas: passivo circulante e endividamento geral, as empresas de maior eficiência no cluster utilizaram o risco a seu favor aumentando seus ativos por meio do endividamento para gerar maior produção. O gráfico do Box-Plot das variáveis de relevância é mostrado na figura 6



(a)



(b)

Fonte: dados de pesquisa

Figura 6. Box-Plot das variáveis Passivo Circulante (a) e Endividamento geral (b) para o Cluster um, para empresas eficientes e ineficientes.

6.3.2. Cluster dois.

Na tabela 28 se pode ver a informação referente ao *cluster dois* que ficou composto por 28 empresas sendo 21,4% empresas eficientes tecnicamente e 14,3% eficientes em escala. Este segundo cluster ou *cluster dois*, apresenta um grupo mais homogêneo das empresas de diferentes atividades agroindustriais analisadas neste estudo. Entre as empresa de açúcar e álcool, estão no cluster quatro (4) representando o 14,3% do total do grupo. As empresas das atividades do Agronegócio diversificado encontraram-se representadas por seis (6) sendo o 21,4% no cluster, nas atividades industriais de produção animal cinco (5) são as empresas aqui incluídas (17,9%), as atividades indústrias de produção vegetal aqui estão representadas por sete (7) empresas (25%) e as atividades de maior diversificação (*outros*) não associadas às demais atividades anteriormente mencionadas seis empresas a representaram (21,4%).

Neste cluster o modelo societário dominante é o não-Cooperativo, com um 64,3% e as empresas que exportam um 46,4% e as que não exportam um 53,6% do *cluster dois*.

Tabela 28. Caracterização do Cluster dois.

Caracterização das empresas no cluster dois	
Número de empresas por grupo	28
Empresas tecnicamente eficiente	6
Empresas com eficiência de escala	4
Empresas ineficientes	22
Cooperativas	10
Não- Cooperativas	18
Exportadoras	13
Não- Exportadoras	15

Fonte: dados de pesquisa

O cluster dois, esta representados por empresas que possuem a segunda maior faixa de patrimônio líquido ajustado, e a maior mediana de capital circulante líquido, são as empresas com maior liquides geral da análise, assim como um dos clusters com menores endividamentos gerais e de longo

prazo compartilhando o lugar com o cluster quatro. O Box-Plot do anexo número dois apresenta as gráficas usadas nesta afirmação.

Na análise de eficiência feita às empresas deste segundo cluster, em que foi utilizado o modelo DEA com a suposição de retornos constantes a escala para determinação de eficiência técnica e posteriormente se elimina dita suposição para o calculo de eficiência com retorno variável se observa o seguinte resultado na tabela 29:

Tabela 29. Distribuição das empresas segundo intervalos de eficiência técnica e escala obtida nos modelos DEA para o Cluster dois.

<i>Especificação</i>	<i>Total empresa</i>		
	<i>ET RV</i>	<i>ET RC</i>	<i>EE</i>
<i>$e < 0,1$</i>	2	2	0
<i>$0,1 \leq e < 0,2$</i>	2	7	1
<i>$0,2 \leq e < 0,3$</i>	4	4	0
<i>$0,3 \leq e < 0,4$</i>	4	1	0
<i>$0,4 \leq e < 0,5$</i>	3	5	2
<i>$0,5 \leq e < 0,6$</i>	1	4	0
<i>$0,6 \leq e < 0,7$</i>	4	0	3
<i>$0,7 \leq e < 0,8$</i>	1	1	2
<i>$0,8 \leq e < 0,9$</i>	0	0	6
<i>$0,9 \leq e < 1$</i>	1	0	9
<i>$e = 1$</i>	6	4	5
<i>Total</i>	28		
<i>Eficiência média</i>	0,524	0,423	0,830
<i>Desvio- padrão</i>	0,326	0,299	0,199

Fonte: dados de pesquisa

De 28 empresas analisadas no cluster dois somente (6) apresentam eficiência técnica, já o nível médio de eficiência do cluster foi de 0,524. No retorno de escala variável das empresas deste cluster, cinco ocuparam a fronteira eficiente, dando um valor de nível médio geral fixado em 0,830, representando também a pura eficiência técnica da amostra que é melhor à do cluster um. Porém isto mostra que as empresas ineficientes poderiam aumentar os seus produtos em 90,7% em média se são maximizados e fixados

os insumos atuais. Na eficiência de escala de 0,830 estas empresas poderiam aumentar os seus produtos em um 20,5%.

As tabelas 30 e 31 também mostram os resultados das estatísticas de frequência das empresas eficientes e ineficientes do cluster dois, onde se observa que a liquidez geral é similar para ambos os grupos de empresas quando olhados a mediana de dita variável, o patrimônio líquido ajustado é maior em 41% para as empresas ineficientes quando observada a mediana.

Tabela 30. Estatística de frequência das empresas eficientes do Cluster dois.

<i>Variáveis estatísticas</i>	<i>Unidades</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mediana</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Desvio padrão</i>
<i>Liquidez geral</i>	<i>N de índice</i>	1,5	1,10	0,9	0,23
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	<i>U\$ Milhões</i>	1134,3	44,55	12,7	443,97
<i>Capital Circulante Líquido</i>	<i>U\$ Milhões</i>	316,4	6,95	-10,4	127,75
<i>Total de Ativo</i>	<i>U\$ Milhões</i>	1552	139,1	31,6	590,67
<i>Vendas Líquidas</i>	<i>U\$ Milhões</i>	1575,2	226,7	78,8	576,26
<i>Lucro Líquido ajustado</i>	<i>U\$ Milhões</i>	196,1	7,3	1,5	76,74
<i>Ebitda</i>	<i>U\$ Milhões</i>	257,3	18,15	2,4	98,95
<i>Endividamento Geral</i>	<i>Porcentagem</i>	75%	56%	27%	19%
<i>Endividamento de longo prazo</i>	<i>Porcentagem</i>	12%	8%	5%	3%
<i>Rentabilidade do patrimônio</i>	<i>Porcentagem</i>	32%	8%	0%	11%
<i>Giro do ativo</i>	<i>N de índice</i>	1,4	0,75	0,3	0,52

Fonte: dados de pesquisa

O total de ativos para as empresas ineficientes é pela mediana 8% maior nas empresas ineficientes, mas a vendas líquidas das empresas eficientes superam às empresas ineficientes em 24% quando olhada a mediana permitindo ver que ditas empresas (as eficientes) consegue mais vendas com menos patrimônio e menos ativos, tendo também menos endividamento de longo prazo, isto é menos dividas sobre seu patrimônio.

Tabela 31. Estatística de frequência das empresas ineficientes do Cluster dois.

<i>Variáveis estatísticas</i>	<i>Unidades</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mediana</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Desvio padrão</i>
--------------------------------------	------------------------	----------------------	-----------------------	----------------------	-----------------------------

Liquidez geral	<i>N de índice</i>	2,4	1,15	0,8	0,41
Patrimônio Líquido Ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	410,9	74,9	12,7	103,94
Capital Circulante Líquido	<i>U\$ Milhões</i>	260,6	29,85	1	57,08
Total de Ativo	<i>U\$ Milhões</i>	813	151,85	28,4	231,63
Vendas Líquidas	<i>U\$ Milhões</i>	886,6	182,4	76,6	256,29
Lucro Líquido ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	58,1	13,65	0,7	13,41
Ebitda	<i>U\$ Milhões</i>	114,9	24,9	4,7	24,18
Endividamento Geral	<i>Porcentagem</i>	70%	51%	25%	12%
Endividamento de longo prazo	<i>Porcentagem</i>	33%	18%	5%	8%
Rentabilidade do patrimônio	<i>Porcentagem</i>	29%	10%	2%	7%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	1,9	0,6	0,3	0,57

Fonte: dados de pesquisa

Em relação ao tipo de retorno e da informação na tabela 32, percebe-se que a maioria das empresas do cluster dois apresenta retornos crescentes (89%) neste conjunto somente uma empresa é eficiente (4%) e encontra-se na faixa ótima de escala, isto é, retornos constantes.

Tabela 32. Distribuição de empresas do Cluster dois segundo o tipo de retorno e grau de pura eficiência técnica.

Tipo de retorno	Eficientes	Ineficientes	Total
Crescente	4 (14%)	21 (75%)	25 (89%)
Constante	1 (4%)	0	1 (4%)
Decrescente	1 (4%)	1 (4%)	2 (7%)
Total	6 (21%)	22 (79%)	28 (100%)

Fonte: dados de pesquisa

Para se tiver uma ideia de como o tamanho afetou as empresas do cluster dois, na tabela 33 mostram-se as apreciações sobre o retorno de escala e a eficiência de ditas empresas. Nela podemos ver que as empresas eficientes nos retornos de escala constante mesmo altamente endividadas focam seu endividamento no curto prazo e que as vendas são percentualmente maiores a todos os grupos de empresas tanto em escala decrescente e crescente em ambas as condições de eficiência e ineficiência, assim mesmo alcançaram uma liquidez geral maior que os grupos das empresas por fora do escala constante de produção.

Tabela 33. Medidas de variáveis e inputs e outputs segundo o tipo de escala para o Cluster dois.

Variáveis estatísticas	Unidades	Eficientes			Ineficientes	
		Decrescente	Crescente	Constante	Decrescente	Crescente
Liquidez geral	<i>N de índice</i>	0,9	1,1	1,3	0,9	1,2
Patrimônio Líquido Ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	18,7	114,45	12,7	71,4	75,4
Capital Circulante Líquido	<i>U\$ Milhões</i>	1,7	10,1	9,6	1	31,2
Total de Ativo	<i>U\$ Milhões</i>	74,1	237,55	40,9	193,4	149,4
Vendas Líquidas	<i>U\$ Milhões</i>	123,8	360,2	78,8	121,8	190,7
Lucro Líquido ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	1,5	34,25	3,9	5,2	15,2
Ebitda	<i>U\$ Milhões</i>	5,1	38,3	10,4	21,8	25,9
Endividamento Geral	<i>Porcentagem</i>	75%	44%	69%	63%	51%
Endividamento de longo prazo	<i>Porcentagem</i>	11%	8%	5%	29%	18%
Rentabilidade do patrimônio	<i>Porcentagem</i>	8%	7%	9%	13%	10%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	0,4	1,25	0,4	0,5	0,6

Fonte: dados de pesquisa

6.3.2.1. Discriminantes da eficiência do Cluster dois.

A metodologia da análise discriminante também foi aplicada ao cluster *dois* visando obter uma função que permita discriminar entre as empresas eficientes e empresas ineficientes, desta vez as variáveis com maior peso na função foram: a porcentagem de exportação que as empresas do cluster dois possuem e a liquidez geral das empresas do dito conjunto, no entanto a porcentagem de exportação foi a variável de maior peso, pois quase dobro o peso da liquidez geral na função discriminante.

Tabela 34. Matriz de estrutura para a função discriminante do Cluster dois.

Matriz de estrutura	Função um
Exportação (%)	0,634
Liquidez geral	0,358

Endividamento Geral	-0,314
Giro do ativo	-0,225
Rentabilidade do patrimônio ajustado	0,160
Passivo Circulante	0,125
Juros, Impostos Sobre o Lucro, Depreciação e Amortização.	0,056
Correlações intragrupos combinadas entre as variáveis discriminantes e as funções discriminantes canônicas tipificadas	
Variáveis ordenadas pelo tamanho da correlação com a função.	

Fonte: dados de pesquisa

Similar ao cluster *um* também foram apresentados os indicadores de eficiência da função discriminante para o cluster *dois* na tabela 35. Análise gerou uma função discriminante capaz de separar os dois conjuntos, explicando o 100% da variância acumulada com um valor de correlação canônica de 0,364, que prediz a correlação das variáveis independentes utilizadas para a construção da função.

Tabela 35. Indicadores de eficiência da função discriminante.

Função	Autovalor	% de variância	% acumulado	Correlação canônica
1	0,153a	100	100	0,364

Fonte: dados de pesquisa

Para testar a taxa de sucesso na predição da função discriminante do cluster dois aplicou-se a mesmo teste que no cluster *um*, realizando a identificação do número de empresas classificadas corretamente, usando os escores discriminantes individuais prevendo-se se uma empresa faz parte do grupo que opera eficientemente ou não, após este teste comparasse o grupo revelado pela função com o grupo real a qual a empresa pertence. Na tabela 36 e mostrado o resultado da função discriminante encontrada para o cluster *dois* e a relação de confiabilidade dos resultados originais.

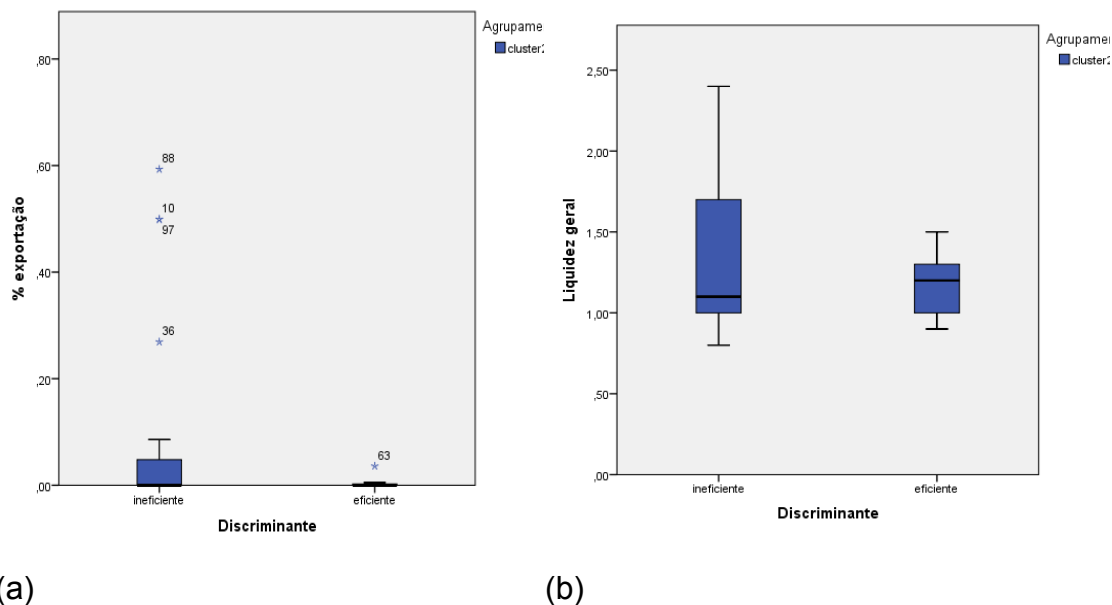
Tabela 36. Classificação dos conjuntos pela função discriminante.

Eficiência			Discriminante	Resultado da função		Total
				Ineficiente	Eficiente	
Casos selecionados	Original	Reconto	Ineficiente	11	10	21
			Eficiente	2	5	7
		%	Ineficiente	52,40%	47,60%	100%

			Efficiente	28,60%	71,40%	100%
O 57,1% dos casos agrupados inicialmente foram classificados corretamente.						

Fonte: dados de pesquisa

Para este caso a função discriminante do cluster *dois* conseguiu agrupar corretamente o 71,4% das empresas eficientes e o 52,4% das empresas ineficientes, neste caso a correlação canônica somente permitiu que 57,1% dos casos agrupado inicialmente foram agrupados corretamente.



Fonte: dados de pesquisa

Figura 7. Box-Plot das variáveis percentagens de exportação (a) e liquidez geral (b) para o Cluster dois, para empresas eficientes e ineficientes.

Feita a comparação gráfica das variáveis de maior peso e incidência na classificação da função, sendo estas % exportação e liquidez geral, logra-se observar uma correlação inversa entre ditas variáveis e a eficiência das empresas, pois as empresas eficientes neste cluster tiveram pouquíssima participação na percentagem de exportação dos seus produtos, matinando-se pouco liquidas, porem ultrapassaram seus ativos totais com as vendas liquidas, cuidando também seu endividamento de longo prazo sobre os ativos. O gráfico do Box-Plot das variáveis de relevância é mostrado na figura 7.

6.3.3. Cluster três.

Na tabela 37 se pode ver a informação referente ao *cluster três* que ficou composto por 30 empresas sendo 30% empresas eficientes tecnicamente e 10% eficientes em escala. Este terceiro cluster ou *cluster três*, também apresenta empresas de diferentes atividades agroindustriais analisadas neste estudo, porem há um 37% (11) das empresas das atividades indústrias da produção animal. Entre as empresa de açúcar e álcool, encontraram-se seis (6) representando o 20% do total do grupo, nas empresas das atividades do Agronegócio diversificado encontraram-se representadas por quatro (4) sendo o 13% no cluster, as atividades indústrias de produção vegetal aqui estão representadas por sete (7) empresas (23%) e as atividades de maior diversificação (*outros*) não associadas às demais atividades anteriormente mencionadas duas empresas a representaram (7%).

Neste cluster o modelo societário dominante é o não-Cooperativo, com um 76,67% e as empresas que exportam um 56,67% e as que não exportam um 43,3% do cluster *dois*.

Tabela 37. Caracterização do Cluster três.

Caracterização das empresas no cluster três	
Número de empresas por grupo	30
Empresas tecnicamente eficiente	9
Empresas com eficiência de escala	3
Empresas ineficientes	21
Cooperativas	7
Não- Cooperativas	23
Exportadoras	17
Não- Exportadoras	13

Fonte: dados de pesquisa

Este terceiro cluster sobressai dentre os outros por apresentar medianas de rentabilidade de patrimônio maiores aos demais clusters aqui analisados. E também representam o agrupamento das empresas com o segundo maior giro do ativo somente superado pelo cluster quatro.

Na análise de eficiência feita às empresas deste Terceiro cluster, em que foi utilizado o modelo DEA com a suposição de retornos constantes a escala para determinação de eficiência técnica e posteriormente se elimina dita suposição, se observa o seguinte resultado na tabela 38:

Tabela 38. Distribuição das empresas segundo intervalos de eficiência técnica e escala obtida nos modelos DEA para o Cluster três.

<i>Especificação</i>	<i>Total empresa</i>		
	<i>ET RV</i>	<i>ET RC</i>	<i>EE</i>
$e < 0,1$	4	4	0
$0,1 \leq e < 0,2$	2	4	1
$0,2 \leq e < 0,3$	1	0	0
$0,3 \leq e < 0,4$	3	3	0
$0,4 \leq e < 0,5$	0	1	1
$0,5 \leq e < 0,6$	3	4	3
$0,6 \leq e < 0,7$	3	6	3
$0,7 \leq e < 0,8$	3	1	0
$0,8 \leq e < 0,9$	1	2	5
$0,9 \leq e < 1$	1	2	14
$e = 1$	9	3	3
Total	30		
Eficiência média	0,619	0,522	0,836
Desvio- padrão	0,350	0,324	0,208

Fonte: dados de pesquisa

De 30 empresas analisadas no cluster três nove apresentam eficiência técnica, já o nível médio de eficiência do cluster foi de 0,619. No retorno de escala variável das empresas deste cluster, três ocuparam a fronteira eficiente, dando um valor de nível médio geral fixado em 0,836, representando também a pura eficiência técnica da amostra que é melhor à do cluster um e o dois. Porém isto mostra que as empresas ineficientes poderiam aumentar os seus produtos em 62% em média se são maximizados e fixados os insumos atuais. Na eficiência de escala de 0,836 estas empresas poderiam aumentar os seus produtos em um 20%.

Nas tabelas 39 e 40 também são mostrados os resultados das estatísticas de frequência das empresas eficientes e ineficientes do cluster três, onde os valores da mediana mostram que a diferença entre as empresas eficientes e ineficientes radica em que as empresas eficientes possuem menos patrimônio e ativos e conseguem maiores vendas líquidas e os lucros das empresas eficientes são maiores aos lucros das empresas ineficientes.

Tabela 39. Estatística de frequência das empresas eficientes do Cluster três.

<i>Variáveis estatísticas</i>	<i>Unidades</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mediana</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Desvio padrão</i>
<i>Liquidez geral</i>	<i>N de índice</i>	1	0,8	0,4	0,19
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	<i>U\$ Milhões</i>	248,5	56,9	5,6	75,16
<i>Capital Circulante Líquido</i>	<i>U\$ Milhões</i>	54,1	5,5	-67,1	32,92
<i>Total de Ativo</i>	<i>U\$ Milhões</i>	848	220,1	29,8	244,34
<i>Vendas Líquidas</i>	<i>U\$ Milhões</i>	1038,7	291,4	115,8	288,40
<i>Lucro Líquido ajustado</i>	<i>U\$ Milhões</i>	30,4	17,2	1	10,33
<i>Ebitda</i>	<i>U\$ Milhões</i>	64,8	20,8	3	20,40
<i>Endividamento Geral</i>	<i>Porcentagem</i>	88%	72%	58%	9%
<i>Endividamento de longo prazo</i>	<i>Porcentagem</i>	32%	22%	12%	6%
<i>Rentabilidade do patrimônio</i>	<i>Porcentagem</i>	33%	13%	0%	10%
<i>Giro do ativo</i>	<i>N de índice</i>	1,9	1,3	0,8	0,35

Fonte: dados de pesquisa

Tabela 40. Estatística de frequência das empresas ineficientes do Cluster três.

<i>Variáveis estatísticas</i>	<i>Unidades</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mediana</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Desvio padrão</i>
<i>Liquidez geral</i>	<i>N de índice</i>	1,3	0,8	0,2	0,26
<i>Patrimônio Líquido Ajustado</i>	<i>U\$ Milhões</i>	157,4	80,4	12,1	41,45
<i>Capital Circulante Líquido</i>	<i>U\$ Milhões</i>	125,7	3,8	-48,8	36,50
<i>Total de Ativo</i>	<i>U\$ Milhões</i>	476	213,2	36,8	118,40
<i>Vendas Líquidas</i>	<i>U\$ Milhões</i>	646,7	167,1	79,5	169,25
<i>Lucro Líquido ajustado</i>	<i>U\$ Milhões</i>	25,6	6,8	0,4	6,73
<i>Ebitda</i>	<i>U\$ Milhões</i>	51,9	20,5	3,1	14,73
<i>Endividamento Geral</i>	<i>Porcentagem</i>	81%	67%	49%	10%
<i>Endividamento de longo prazo</i>	<i>Porcentagem</i>	48%	29%	12%	10%

Rentabilidade do patrimônio	<i>Percentagem</i>	34%	15%	0%	9%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	2,2	1,6	1,2	0,34

Fonte: dados de pesquisa

Em relação ao tipo de retorno e da informação na tabela 41, percebe-se que a maioria das empresas do cluster três apresenta retornos decrescentes (80%) neste conjunto seis empresas são eficientes (20%). Neste cluster não se apresentaram empresa na faixa ótima de escala, isto é, retornos constantes, nem na escala ótima sendo ineficientes. Das nove empresas eficientes três apresenta retorno crescente e seis retornos decrescentes. E das ineficientes grande cumulo de empresas apresentam retornos de escala decrescentes (18) e somente três retorno Crescente.

Tabela 41. Distribuição de empresas do Cluster três segundo o tipo de retorno e grau de pura eficiência técnica.

Tipo de retorno	Eficientes	Ineficientes	Total
Crescente	3 (10%)	3 (10%)	6 (20%)
Constante	0	0	0
Decrescente	6 (20%)	18 (60%)	24 (80%)
Total	9 (30%)	21 (70%)	30 (100%)

Fonte: dados de pesquisa

Os dados apresentados na tabela 42 descrevem os insumos e os produtos segundo o tipo de retorno, e nele encontramos: que as empresas com retornos de escala decrescentes maiores patrimônio, capital e ativos que as empresa com retorno de escala crescente. Porem as empresa com retornos crescente apresentam proporcionalmente desempenhos em vendas liquidas e rentabilidades de patrimônio maiores a aquelas empresas com escala decrescente.

Tabela 42. Medidas de variáveis e inputs e outputs segundo o tipo de escala para o Cluster três.

		Eficiente		Ineficiente	
Variáveis estatísticas	Unidades	Decrescente	Crescente	Decrescente	Crescente
Liquidez geral	<i>N de índice</i>	0,85	0,8	0,9	0,8
Patrimônio Líquido	<i>U\$ Milhões</i>	77,4	10,3	85,15	14

Ajustado					
Capital Circulante Líquido	U\$ Milhões	16,4	2,1	6,9	-0,8
Total de Ativo	U\$ Milhões	225,1	54,5	222,15	72,2
Vendas Líquidas	U\$ Milhões	302,75	150,2	177,05	140,1
Lucro Líquido ajustado	U\$ Milhões	19,75	1,7	6,95	1,2
Ebitda	U\$ Milhões	36,45	5,7	21,1	4,6
Endividamento Geral	Percentagem	70%	81%	65%	77%
Endividamento de longo prazo	Percentagem	22%	20%	31%	27%
Rentabilidade do patrimônio	Percentagem	13%	19%	14%	21%
Giro do ativo	N de índice	1,35	1	1,55	2

Fonte: dados de pesquisa

6.3.3.1. Discriminantes da eficiência do Cluster três.

A análise discriminante também foi aplicada ao cluster *três* obtivendo uma função que permitiu discriminar entre as empresas eficientes e empresas ineficientes, desta vez as variáveis com maior peso na função foram as mesmas do cluster *um*: o Endividamento Geral e o Passivo Circulante, porem a liquidez geral também foi uma variável de peso, mas não superou o valor da matriz de estrutura às duas anteriormente mencionadas.

Tabela 43. Matriz de estrutura para a função discriminante do Cluster três.

Matriz de estrutura	Função um
Endividamento Geral	0,466
Passivo Circulante	0,401
Liquidez geral	0,355
Giro do ativo	-0,292
% exportação	0,25
Juros, Impostos Sobre o Lucro, Depreciação e Amortização.	0,224
Rentabilidade do patrimônio ajustado	0,129
Correlações intragrupos combinadas entre as variáveis discriminantes e as funções discriminantes canônicas tipificadas	
Variáveis ordenadas pelo tamanho da correlação com a função.	

Fonte: dados de pesquisa

Foram apresentados os indicadores de eficiência da função discriminante para o cluster *três* na tabela 44. A análise gerou uma função discriminante capaz de separar os dois conjuntos, explicando o 100% da variância acumulada com um valor de correlação canônica de 0,604, que prediz a correlação das variáveis independentes utilizadas para a construção da função. É importante ressaltar que o valor da correlação canônica desta função é maior a do obtida no cluster dois, mas ainda é baixo se comparados com o valor do mesmo indicador de eficiência encontrado no cluster um com as mesmas variáveis de explicação e maior peso que o cluster três.

Tabela 44. Indicadores de eficiência da função discriminante.

<i>Função</i>	<i>Autovalor</i>	<i>% de variância</i>	<i>% acumulado</i>	<i>Correlação canônica</i>
1	0,570a	100	100	0,603

Fonte: dados de pesquisa

Testando a taxa de sucesso na predição da função discriminante do cluster três aplicou-se o teste de identificação do número de empresas classificadas corretamente, usando os escores discriminantes individuais prevendo-se se uma empresa faz parte do grupo que opera eficientemente ou não, como feito nos clusters anteriores.

Na tabela 45 e mostrado o resultado da função discriminante encontrada para o cluster *três* e a relação de confiabilidade dos resultados originais. Para este caso a função discriminante do cluster *três* agrupou corretamente o 84,6% das empresas eficientes e o 64,7% das empresas ineficientes, permitindo que os casos agrupados corretamente fossem de um 73,3%.

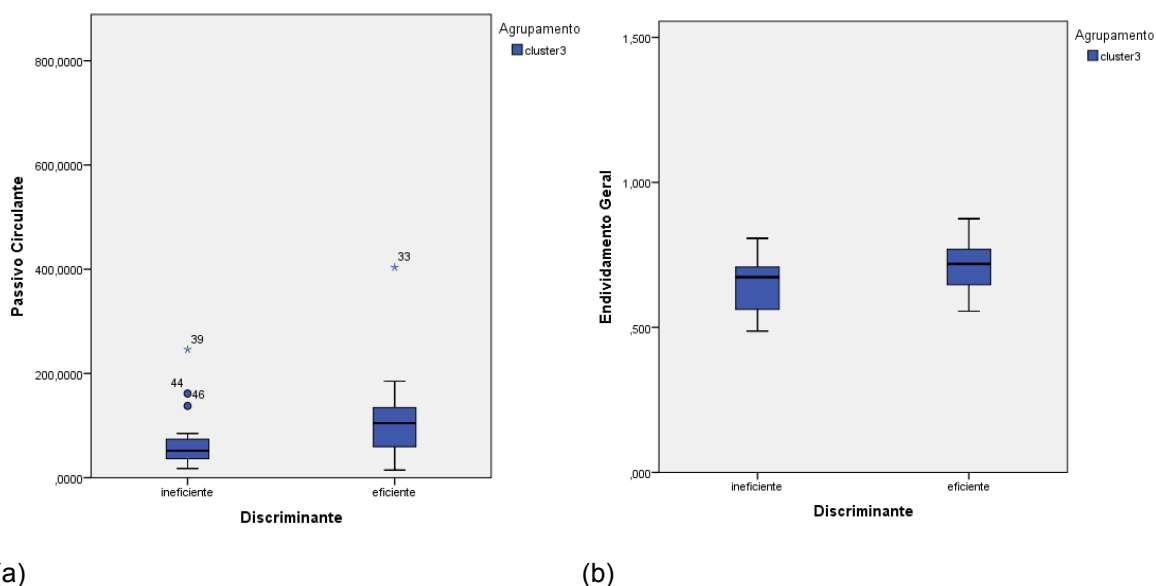
Tabela 45. Classificação dos conjuntos pela função discriminante.

<i>Eficiência</i>			<i>Discriminante</i>			<i>Total</i>
				<i>Ineficiente</i>	<i>Eficiente</i>	
Casos selecionados	Original	Conteúdo	Ineficiente	11	6	17
			Eficiente	2	11	13
		%	Ineficiente	64,70%	35,30%	100%
			Eficiente	15,40%	84,60%	100%

O 73,3% dos casos agrupados inicialmente foram classificados corretamente.

Fonte: dados de pesquisa.

O Box-Plot da Figura 8 mostra as variáveis de maior peso na função discriminante determinada para o cluster numero três. Na figura (a) nota-se que o grupo de empresas eficientes apresenta uma faixa de passivos circulantes maiores que as empresa que foram caracterizadas como ineficientes. O que pode dizer que dividas acumuladas no ano, foi a forma deste grupo de empresas de operar suas produções e lucrar com suas vendas. O fato de que o endividamento geral também faça parte das variáveis de peso na caracterização de empresas eficientes confirma que o bom uso de carteiras de mora nas empresas permitiu lucros que tornaram eficientes a certo grupo de empresas neste cluster.



Fonte: dados de pesquisa

Figura 8. Box-Plot das variáveis: Passivo Circulante (a) e Endividamento geral (b) para o Cluster três, para empresas eficientes e ineficientes.

6.3.4. Cluster quatro.

Na tabela 47 se pode ver a informação referente ao *cluster quatro* que é o cluster menor número de empresas sendo 18, sendo 27,8% empresas eficientes tecnicamente e 11.1% eficientes em escala. Este terceiro cluster ou *cluster quatro*, não apresenta usinas de açúcar e álcool em análise, mas o restante das atividades agroindústrias está distribuído assim:

As atividades referentes ao agronegócio diversificado estão representadas por oito empresas (44,4%) sendo a atividade de maior relevância, seguidamente a atividade das empresas na indústria da produção vegetal com um 33,3% (6). As indústrias de produção animal são o 16,7% (3) do total e as atividades de maior diversificação (*outros*) não associadas às demais atividades anteriormente mencionadas só apresenta 1 empresa ou (5,6%)

Neste cluster o não existe um modelo societário dominante, pois a distribuição de empresas cooperativas e as que não são é de 50% a 50% respectivamente, porém as empresas não exportadora possuem maior representação sendo esta do 55,6% contra o 44,4% das empresas que exportam.

Tabela 46. Caracterização do Cluster quatro.

Caracterização das empresas no cluster quatro	
Número de empresas por grupo	18
Empresas tecnicamente eficiente	5
Empresas com eficiência de escala	2
Empresas ineficientes	13
Cooperativas	9
Não- Cooperativas	9
Exportadoras	8
Não- Exportadoras	10

Fonte: dados de pesquisa

No referente à análise de eficiência realizada às empresas do cluster um quatro, em que o modelo DEA foi utilizado com a suposição de retornos constantes a escala para determinação de eficiência técnica e sem dita suposição como mostrado na tabela 47:

Tabela 47. Distribuição das empresas segundo intervalos de eficiência técnica e escala obtida nos modelos DEA para o Cluster quatro.

Especificação	Total empresa		
	ET RV	ET RC	EE
$e < 0,1$	3	3	0

$0,1 \leq e < 0,2$	2	3	2
$0,2 \leq e < 0,3$	0	2	0
$0,3 \leq e < 0,4$	4	4	0
$0,4 \leq e < 0,5$	2	1	0
$0,5 \leq e < 0,6$	2	2	1
$0,6 \leq e < 0,7$	0	0	0
$0,7 \leq e < 0,8$	0	1	2
$0,8 \leq e < 0,9$	0	0	5
$0,9 \leq e < 1$	0	0	6
$e = 1$	5	2	2
Total	18		
Eficiência média	0,483	0,372	0,795
Desvio- padrão	0,367	0,301	0,262

Fonte: dados de pesquisa

Das 18 empresas analisadas no cluster quatro cinco delas (5) obtiveram a máxima eficiência técnica e o nível médio de eficiência foi de 0,483. Já no retorno de escala variável das empresas deste cluster, duas ocuparam a fronteira de eficiente, dando um valor de nível médio geral fixado em 0,795, é importante lembrar que este nível médio também representa a pura eficiência técnica da amostra que porem é muito baixo, mas indicaria que as empresas ineficientes poderiam aumentar os seus produtos em 107% em média se maximizados ditos produtos e fixados os insumos que são usados atualmente. E com uma eficiência de escala de 0,795 estas empresas poderiam aumentar os seus produtos em um 26%.

Tabela 48. Estatística de frequência das empresas eficientes do Cluster quatro.

Variáveis estatísticas	Unidades	Máximo	Mediana	Mínimo	Desvio padrão
Liquidez geral	<i>N de índice</i>	1,3	1,1	0,4	0,35
Patrimônio Líquido Ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	202,6	92,5	6,2	82,35
Capital Circulante Líquido	<i>U\$ Milhões</i>	85,5	4,9	-7,1	40,06
Total de Ativo	<i>U\$ Milhões</i>	407,8	195,2	31	157,17
Vendas Líquidas	<i>U\$ Milhões</i>	843,5	229,6	84,2	342,70
Lucro Líquido ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	39,2	22,7	0,4	17,01
Ebitda	<i>U\$ Milhões</i>	57,3	33,6	3	22,83
Endividamento Geral	<i>Porcentagem</i>	80%	53%	47%	13%

Endividamento de longo prazo	<i>Percentagem</i>	27%	9%	6%	9%
Rentabilidade do patrimônio	<i>Percentagem</i>	26%	15%	12%	6%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	2,8	2,4	2,1	0,26

Fonte: dados de pesquisa

Nas tabelas 48 e 49 são mostradas as estatísticas de frequência do cluster quatro. Nelas pode-se ver que as empresa eficientes possuem quase o dobro de rentabilidade de patrimônio que as ineficientes que mesmo sua liquidez é similar o patrimônio das empresas eficientes é maior, mas o endividamento de longo prazo é menor nas empresas eficientes e finalmente, ainda, que a empresas eficientes superam as empresas ineficientes em ativos totais em um 68% as vendas líquidas das empresas eficientes são 54% maiores nas empresas eficientes e lucros líquidos ajustados com percentagens comparativos de 932% favorecendo as empresas eficientes. Assim como uma relação percentual de EBITDA de 257% favorecendo as empresas eficientes.

Tabela 49. Estatística de frequência das empresas ineficientes do Cluster quatro.

Variáveis estatísticas	Unidades	Máximo	Mediana	Mínimo	Desvio padrão
Liquidez geral	<i>N de índice</i>	1,8	1,1	0,7	0,29
Patrimônio Líquido Ajustado	<i>US\$ Milhões</i>	742,5	32,2	15,6	195,80
Capital Circulante Líquido	<i>US\$ Milhões</i>	50,3	18,5	3,4	13,68
Total de Ativo	<i>US\$ Milhões</i>	1158,9	116,3	39,2	296,50
Vendas Líquidas	<i>US\$ Milhões</i>	392,2	149,5	69,3	106,01
Lucro Líquido ajustado	<i>US\$ Milhões</i>	12,9	2,2	0,5	4,03
Ebitda	<i>US\$ Milhões</i>	27,4	9,4	2,2	7,04
Endividamento Geral	<i>Percentagem</i>	81%	63%	36%	14%
Endividamento de longo prazo	<i>Percentagem</i>	42%	15%	5%	10%
Rentabilidade do patrimônio	<i>Percentagem</i>	60%	8%	0%	16%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	5	2,4	1,9	0,96

Fonte: dados de pesquisa

Em relação ao tipo de retorno e da informação na tabela 50, percebe-se que a maioria das empresas do cluster quatro apresenta retornos decrescentes

(72%) neste conjunto quatro empresas são eficientes (22%). Neste cluster não se apresentaram empresa na faixa ótima de escala, isto é, retornos constantes, nem na escala ótima sendo ineficientes. Das cinco empresas eficientes uma apresenta retorno crescente. E das ineficientes a metade das empresas apresentam retornos de escala decrescentes (9) e somente quatro retorno Crescente

Tabela 50. Distribuição de empresas do Cluster quatro segundo o tipo de retorno e grau de pura eficiência técnica.

Tipo de retorno	Eficientes	Ineficientes	Total
Crescente	1 (6%)	4 (22%)	5 (28%)
Constante	0	0	0
Decrescente	4 (22%)	9 (50%)	13 (72%)
Total	5 (28%)	13 (72%)	18 (100%)

Fonte: dados de pesquisa

A tabela 51 mostra os dados das variáveis utilizadas no modelo em função do tipo de escala para o cluster quatro e pode-se notar que as empresas com retorno de escala decrescente são maiores em tamanho por serem maiúsculas em ativos totais, patrimônios, vendas líquidas, lucros e em rentabilidades do patrimônio que as empresa com tipo de escala crescente em ambas a considerações de eficiência. Porém na variável de giro do ativos as empresas com retornos de escala decrescente as empresas eficientes não superam às eficientes.

Tabela 51. Medidas de variáveis e inputs e outputs segundo o tipo de escala para o Cluster quatro.

Variáveis estatísticas	Unidades	Eficientes		Ineficientes	
		Decrescente	Crescente	Decrescente	Crescente
Liquidez geral	<i>N de índice</i>	1,1	1,1	1,1	1,05
Patrimônio Líquido Ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	120,15	6,2	42,3	21,3
Capital Circulante Líquido	<i>U\$ Milhões</i>	30,4	4,1	19,6	8,8
Total de Ativo	<i>U\$ Milhões</i>	236,15	31	171,8	52,9
Vendas Líquidas	<i>U\$ Milhões</i>	439,3	84,2	211	90,7
Lucro Líquido ajustado	<i>U\$ Milhões</i>	29,3	0,4	4,4	2

Ebitda	<i>U\$ Milhões</i>	39,9	3	12,5	7,15
Endividamento Geral	<i>Porcentagem</i>	51%	80%	66%	62%
Endividamento de longo prazo	<i>Porcentagem</i>	13%	6%	13%	21%
Rentabilidade do patrimônio	<i>Porcentagem</i>	16%	12%	5%	19%
Giro do ativo	<i>N de índice</i>	2,35	2,5	2,2	3,75

Fonte: dados de pesquisa

6.3.4.1. Discriminantes da eficiência do Cluster quatro.

A análise discriminante foi aplicada ao cluster *quatro* de maneira similar aos demais clusters. Obtivendo-se uma função que permitiu discriminar entre as empresas eficientes e empresas ineficientes, nela as variáveis com maior peso foram: os Juros, Impostos Sobre o Lucro, Depreciação e Amortização e o Giro do ativo, um fato importante foi que a correlação de a variável de Juros, Impostos Sobre o Lucro, Depreciação e Amortização foi alta, mas negativa, isto não se apresentou nas variáveis que marcaram o peso de função nas discriminantes dos clusters anteriores.

A tabela 52 mostra a matriz de estrutura encontrada com as variáveis e a função discriminante do cluster quatro. Nela também é mostrada a interação das demais variáveis de construção da função discriminante que não apresentam um peso relevante em dita função.

Tabela 52. Matriz de estrutura para a função discriminante do Cluster quatro.

Matriz de estrutura	Função um
Juros, Impostos Sobre o Lucro, Depreciação e Amortização.	-0,487
Giro do ativo	0,214
Liquidez geral	0,198
Endividamento Geral	0,162
Exportação (%)	0,161
Rentabilidade do patrimônio ajustado	-0,152
Passivo Circulante	0,075
Correlações intragrupos combinadas entre as variáveis discriminantes e as funções discriminantes canônicas tipificadas	

Variáveis ordenadas pelo tamanho da correlação com a função.

Fonte: dados de pesquisa

Foram apresentados os indicadores de eficiência da função discriminante para o cluster *quatro* na tabela 53. A análise gerou uma função discriminante capaz de separar os dois conjuntos, explicando o 100% da variância acumulada com um valor de correlação canônica de 0,643, que prediz a correlação das variáveis independentes utilizadas para a construção da função.

Tabela 53. Indicadores de eficiência da função discriminante.

<i>Função</i>	<i>Autovalor</i>	<i>% de variância</i>	<i>% acumulado</i>	<i>Correlação canônica</i>
1	0,706a	100	100	0,643

Fonte: dados de pesquisa

Testando a taxa de sucesso na predição da função discriminante do cluster três aplicou-se o teste de identificação do número de empresas classificadas corretamente, usando os escores discriminantes individuais prevendo-se se uma empresa faz parte do grupo que opera eficientemente ou não, como feito nos clusters anteriores.

Tabela 54. Classificação dos conjuntos pela função discriminante.

<i>Eficiência</i>			<i>Discriminante</i>			<i>Total</i>
				<i>Ineficiente</i>	<i>Eficiente</i>	
Casos selecionados	Original	Contei-o	Ineficiente	11	2	13
			Eficiente	1	4	5
		%	Ineficiente	84,60%	15,40%	100%
			Eficiente	20%	80%	100%
O 83,3% dos casos agrupados inicialmente foram classificados corretamente.						

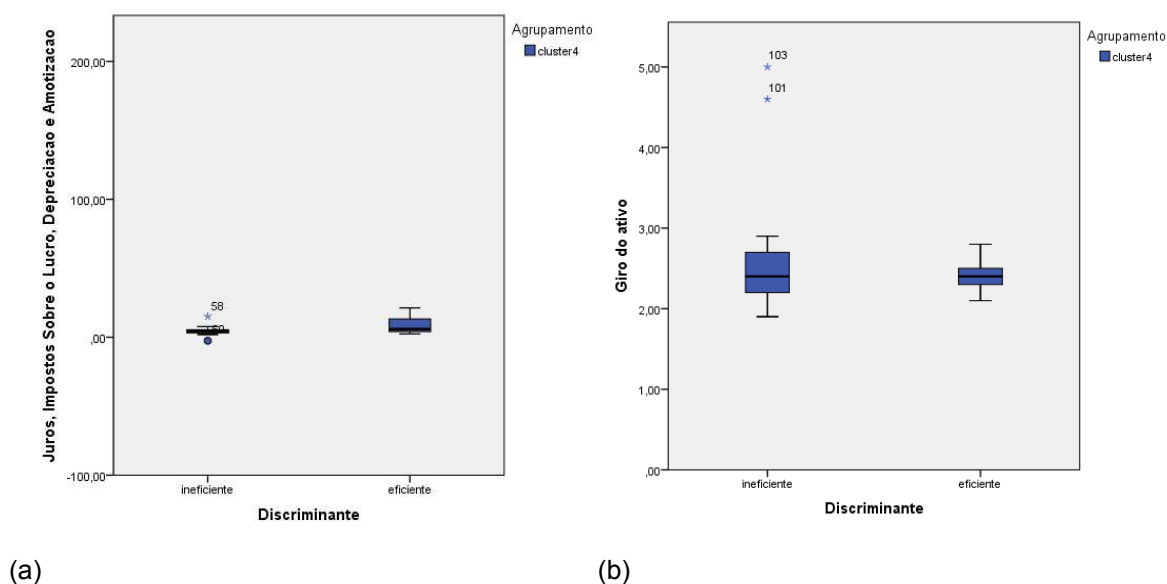
Fonte: dados de pesquisa

Na tabela 54 e mostrado o resultado da função discriminante encontrada para o cluster *quatro* e a relação de confiabilidade dos resultados originais. Para este caso a função discriminante do cluster *quatro* agrupou corretamente o 80,0% das empresas eficientes e o 84,% das empresas ineficientes, permitindo que os casos agrupados corretamente fossem de um 83,3%.

O Box-Plot da Figura 9 mostra as variáveis de maior peso na função discriminante determinada para o cluster numero quatro. Na figura (a) nota-se que o grupo de empresas eficientes e ineficientes em função dos Juros, Impostos Sobre o Lucro, Depreciação e Amortização e na figura (b) o mesmo conjunto de empresas como giro do ativo.

Embora exista pouca diferencia entre os grupos de empresas eficientes e ineficientes para a figura 9a, as empresas eficientes deste cluster pagaram taxas de juros, impostos sobre lucros, depreciações e amortizações maiores que as empresas ineficientes, isto é claro, pois a mais lucros e maiores vendas líquidas (que são o produto da DEA) são maiores os pagos de ditas taxas.

Já na variável de giro do ativo, as empresa eficientes mantiveram-se acima de 2,0 e medianas maiores a 2,5, nas ineficientes este valores chagaram a ser menores de 2,0 nos mínimos, mantendo relações de máximos muito semelhantes às empresas eficientes.



Fonte: dados de pesquisa

Figura 9. Box-Plot das variáveis Juros, impostos, depreciação e amortização (a) e Giro do ativo (b) para o Cluster quatro, para empresas eficientes e ineficientes.

Embora, construir a função discriminante permita seu uso para novas unidades em análise que venha integrar cada um dos clusters, este não será o

uso que ditas funções encontradas terão, pois, seu objetivo principal foi o da determinação das variáveis de maior importância na classificação entre os conjuntos internos (eficientes e ineficientes) de cada cluster. Um dos fatores pelos quais estas funções não podem ser utilizadas em novas amostras que sejam caracterizadas nos clusters já agrupados, reside na propriedade de relatividade na análise envoltória de dados, da qual foi obtida a variável dependente no estudo.

Pode-se dizer que os resultados obtidos com a análise discriminante, oferecem robustez, ao análise de cluster e análise envoltório aplicada a cada cluster, pois as variáveis de maior peso apresentam grande relação com as propriedades características de cada cluster e de cada modelo envoltório usada na determinação de eficiência neles.

Os resultados mostraram que a atividades associadas á produção animal consegue ter empresas eficientes em cada um dos clusters, tanto no cluster com grandes patrimônios, como no cluster maior liquidez e no cluster com maiores rentabilidades. As empresas da atividade de açúcar e álcool apresentou algumas empresas eficientes no cluster *um* caracterizado com grandes ativos e patrimônios.

Das 24 empresas catalogadas como eficientes nos quatro clusters analisados nove são da atividade de produção animal totalizando o 37,5% das empresas eficientes delas sete são exportadoras, seis empresas pertencem á atividade de produção vegetal sendo o 25% da amostra eficiente, sendo somente duas exportadoras, quatro empresas da atividade do setor de açúcar e álcool que totalizam 16,67%, das quais nenhuma dela exporta, três são da atividades do agronegócio diversificado totalizando 12.5%, sendo duas exportadoras e finalmente as atividades de outros dois totalizam o 8,33% ambas duas com participação na exportação.

No mês de setembro de 2014 o CEPEA/ESAL-USP, publicaram um documento sobre perspectivas do agronegócio brasileiro para o ano de 2015, este trabalho foi produto de dissertações e teses doutorais realizadas neste instituto (CEPEA, 2015), nele algumas considerações foram feitas:

“O ano de 2014 não foi um bom ano para a economia brasileira.... Desde 2011, o crescimento brasileiro vem sendo muito lento: apenas 1,6% ao ano em média. A estratégia de crescimento usada recentemente, de estimular a demanda via incentivos econômicos e creditícios, se esgotou por causa da escassez de recursos do setor público, cuja capacidade de arrecadação e de endividamento já alcançou os limites suportáveis pela economia...”(CEPEA, 2015)

“... no ano de 2014, o agronegócio deverá se destacar na composição da taxa de crescimento da economia. Projeta-se que o setor (de insumos à distribuição de seus produtos) cresça perto de 2,6%, com a agropecuária (segmento primário) especificamente expandindo-se 5,8%, taxas que contrastam fortemente como o valor próximo de zero estimado para a economia como um todo. Nos anos seguintes, o setor deve continuar desempenhando papel semelhante...”(CEPEA, 2015)

Em situação “desfavorável” desde 2008, o setor sucroalcooleiro enfrentou uma safra que após um quadro de falta de chuvas diminuiu a produção, especialmente no estado de São Paulo, não teve como contrapartida uma elevação dos preços; assim muitas usinas reduziram em cerca de 20% o volume de cana moída comparativamente à temporada anterior; algumas chegaram a moer 70% a menos chegando a fechar (CEPEA, 2015).

Na pecuária de corte, fatores climáticos e a falta de oferta para abate e peso de carcaças, justificaram as valorizações significativas em todos os elos da cadeia e que a boa situação poderia persistir pelo ciclo produtivo do setor. A suinocultura depois de ter anos de crise, em 2012 cresceu os abates e os preços, chegando a um pico bastante elevado em outubro de 2014. A avicultura também teve balanço positivo, pela integração e uso de matérias primas como milho que apresentou preços baixos, além da liderança brasileira nas exportações que absorveram boa parte de produção nacional. Na pecuária leiteira, a atividade teve problemas em função da baixa de preços ao produtor,

a redução dos plantéis de pequenos produtores e aumento da faixa de participação dos maiores, o que diminuiu os estoques, o que pode gerar alta no preço nos anos futuros (CEPEA, 2015).

Neste trabalho os setores de produção vegetal e agronegócios diversificados foram qualificados como deficientes, nos quesitos de eficiência técnica, porém com uma eficiência de escala que permitiria melhor desempenho; os setores como o de produção animal tiveram melhores resultados em eficiência global, técnica e de escala.

Outra circunstância a considerar é o fato de que empresas do setor menos eficiente avaliado neste estudo apresentam uma alta participação de cooperativas e associações (79%) como são os setores de agronegócios. Um estudo realizado por Dios-Palomares e Martínez-Paz (2011), mostrou que as empresas que pertencem a associações de agricultores (cooperativas) e aqueles que têm empregados não qualificados permanentes são menos eficientes. A primeira afirmação coincide com as relações propostas por Barnes (2006), que também sublinha a ligação entre a baixa eficiência e associação a cooperativa. Da mesma forma, Barreiro-Hurlé, Martínez-Paz e Espinosa-Goded, (2009) e Ferrier, Porter, (1991) mostram a mesma conexão negativa entre cooperativismo e eficiência técnica em seus estudos sobre cooperativas leiteiras nos Estados Unidos e fazendas de cereais na Andaluzia, respectivamente.

Entre as empresas eficientes avaliadas neste estudo (16) somente uma apresentou régimen cooperativo, mas esta DMU tem participação no grupo das empresas exportadoras, encontrando-se no setor de produção de alimentos de origem animal.

Uma variável que não foi considerada nesta análise mas que deve ser estudada em propostas futuras da DEA foi a localização, pois autores como Salgado Junior et al. (2013) perceberam que existe uma tendência associada ao local, dado que em seu trabalho de eficiência operacional de usinas de cana no Brasil, o grupo das usinas mais eficientes tinham uma maior concentração no estado de São Paulo e que por outro lado a variável tamanho não se

apresentou como um fator determinante para a eficiência das usinas de cana-de-açúcar no Brasil. As razões que corroboram esse fenômeno, são centros urbanos que servirem como mercados para produtos de açúcar e etanol produzidos na própria região, a infraestrutura instalada na região na última década e o rápido desenvolvimento da indústria da cana-de-açúcar no estado de São Paulo.

7. CONCLUSÃO

Na elaboração deste estudo cujo objetivo foi analisar o desempenho do setor alimentício brasileiro conforme a mensuração da eficiência técnica e de escala, duas abordagens a técnica direta de aplicação da Análise Envoltória de Dados – DEA, ou da construção de grupos ou clusters homogêneos de empresas que se caracterizaram e posteriormente a DEA.

A pesar da técnica de análise ser diferente, e em parte levar a resultados distintos, ela que permitiu determinar que as empresas do setor animal, e exportadoras são as mais eficientes.

A primeira abordagem mostra que 16 empresas alcançaram a fronteira de eficiência, das quais 9 (7,9%) das 114 empresas com máxima eficiência técnica e com média eficiência técnica de 50,7% de todas as empresas. Os setores de açúcar e álcool e o setor de produção animal formaram os setores de maior eficiência técnica média acima dos setores de agronegócios diversificados, de produção vegetal e o setor de massas, panificação, confeitarias e enlatados, sendo que somente entre os setores de açúcar e álcool e produção animal encontra-se (14) 88% das empresas eficientes do estudo.

O teste estatístico não-paramétrica de Kruskal-Wallis determinou, a uma diferença significativa a 5% entre a eficiência dos setores de produção animal e

de agronegócios diversificados, que o setor de produção animal é o de maior eficiência técnica. O mesmo teste determinou que dos grupos Empresas-Não Exportadoras, Empresas-Exportadoras, Cooperativas-Exportadoras e Cooperativas –não-Exportadoras, são mais eficientes as DMUs com modelo societário não cooperativo e que atuam no mercado internacional. Validando a hipótese de que as empresas do setor alimentício brasileiro que participam do mercado internacional são mais eficientes quanto aos seus indicadores financeiros e econômicos.

Na segunda abordagem a análise de estatística multivariada foi utilizada para construir agrupamentos homogêneos de empresas, dado diversificação de porte, tecnologia e uso de capital. Assim ao aplicar a Análise Envoltória de dados (DEA) fica evidente que empresas de médio porte, baixo endividamento geral e de longo prazo e boa liquidez atingiram resultados de eficiência melhores que as empresas de grande porte. Além disso, foi possível identificar que as empresas do setor de produção animal distribuídas pelos quatro diferentes clusters atingiram maior nível de eficiência como um 37.5%.

8. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS.

ABRANTES, L. A. et al. EFICIÊNCIA COMO CRITÉRIO DE TIPIFICAÇÃO DA INDÚSTRIA LATICINISTA MINEIRA. **A Sustentabilidade das Reservas EXtrativistas pela Perspectiva da Economia Ecológica**, p. 1–13, 2008.

ANTUNES, M. T. P.; CORRAR, L. J.; KATO, H. T. A EFICIÊNCIA DAS INFORMAÇÕES DIVULGADAS EM “MELHORES & MAIORES” DA REVISTA EXAME PARA A PREVISÃO DE DESEMPENHO DE EMPRESAS. **Management**, p. 41–50, 2004.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1 set. 1984.

BARNES, A. P. Does multi-functionality affect technical efficiency? A non-parametric analysis of the Scottish dairy industry. **Journal of Environmental Management**, v. 80, n. 4, p. 287–294, 2006.

BARREIRO-HURLÉ, J.; MARTÍNEZ-PAZ, J. M.; ESPINOSA-GODED, M. Impact of agri-environmental scheme participation on dry-land cereal farms' efficiency. **ITEA**, v. 105, n. 3, p. 184–201, 2009.

CAMPOS, S. A. C. **EFICIÊNCIA ECONÔMICA E AMBIENTAL DA PRODUÇÃO LEITEIRA EM MINAS GERAIS**. [s.l.] Univeridade Federal de

Viçosa, 2011.

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. p. 102, 2012.

CASA NOVA, S. P. C. Quanto pior , melhor : Estudo da utilização da análise por envoltória de dados em modelos de análise de inadimplência / insolvência de empresas. **Revista Contemporanea de Contabilidade**, v. 10, n. 19, p. 71–96, 2013.

CEPEA. Perspectivas Para O Agronegócio Em 2015. **Centro De Estudos Avançados Em Economia Aplicada - Esalq/Usp**, p. 18–21, 2015.

CHARNES, A. et al. **Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Applications**. Dordrecht: Springer Netherlands, 1994.

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

CULLINANE, K.; WANG, T. F. Chapter 23 Data Envelopment Analysis (DEA) and Improving Container Port Efficiency. **Research in Transportation Economics**, v. 17, n. 6, p. 517–566, 2006.

DIOS-PALOMARES, R.; MARTÍNEZ-PAZ, J. M. Technical, quality and environmental efficiency of the olive oil industry. **Food Policy**, v. 36, n. 4, p. 526–534, 2011.

EMEL, A. B. et al. A credit scoring approach for the commercial banking sector. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 37, n. 2, p. 103–123, 2003.

ENTANI, T.; MAEDA, Y.; TANAKA, H. Dual models of interval DEA and its extension to interval data. **European Journal of Operational Research**, v. 136, n. 1, p. 32–45, 2002.

ENTANI, T.; TANAKA, H. Improvement of efficiency intervals based on DEA by adjusting inputs and outputs. **European Journal of Operational Research**, v.

172, n. 3, p. 1004–1017, 2006.

ERVILHA, G. T. **EFICIÊNCIA E DIFUSÃO DE TECNOLOGIA NA PRODUÇÃO DE LEITE EM MINAS GERAIS**. [s.l.] Universidade Federal de Viçosa, 2014.

FÁVERO, L. P. L. et al. **Análise de Dados - Modelagem Multivariada para Tomada de Decisões**. 2. ed. São Paulo: Elsevier, 2009.

FERREIRA, DE C. C. M.; GOMES, A. P. **introdução à análise envoltório de dados, Teoria, Modelos, e aplicações**. 1. ed. Viçosa: Editora UFV, 2009.

FERREIRA, M. A. M.; BRAGA, M. J. Desempenho das cooperativas na indústria de laticínios do Brasil: uma abordagem por grupos estratégicos. **Revista de Administração**, v. 42, n. 3, p. 302–312, 2007.

FERRIER, G. D.; PORTER, P. K. THE PRODUCTIVE EFFICIENCY OF US MILK PROCESSING CO-OPERATIVES. **Journal of Agricultural Economics**, v. 42, n. 2, p. 161–173, maio 1991.

FIPECAFI-EXAME. **MELHORES E MAIORES, MELHORES EMPRESAS DO BRASIL EM 2014**.

FITZSIMMONS, J. A.; FITZSIMMONS, M. J. **Administração de Serviços - 7.ed.: Operações, Estratégia e Tecnologia da Informação**. [s.l.] AMGH Editora, 2014.

FLITSCH, V. Efficiency measurement of container ports – a new opportunity for hinterland integration. **Research in Logistics & Production**, v. 2, n. 2, p. 163–173, 2012.

FONTES, O. H. P. M. **Avaliação da eficiência portuária através de uma modelagem dea**. [s.l.] Universidade Federal Fluminense, 2006.

FREAZA, F. P.; MADEIRO, G. L. E.; GOMES, L. F. A. M. **Análise de eficiência do mercado bancário brasileiro, utilizando a metodologia da análise envoltória de dados**Xxxviii **Simpósio Brasileiro Pesquisa Operacional**. [s.l.: s.n.]. Disponível em:

<<http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:An?lise+de+Efici?ncia+do+Mercado+Banc?rio+Brasileiro+Utilizando+a+Metodologia+da+An>

?lise+Envolt?ria+de+Dados#2>.

GÉLINAS, R.; ROBITAILLE, J. Evaluating logistical Efficiency Using Data Envelopment Analysis : The Case of Trois-Rivières' Harbour Elevators. v. 3, p. 54–64, 2002.

GOMEZ, A. P.; DIAS, R. S. Produtividade e Eficiencia como fatores detrminantes da rentabilidade na atividade leiteira. **Journal of Chemical Information and Modeling**, v. 53, n. 9, p. 1689–1699, 2013.

GUERREIRO, A. DOS S. **Análise da Eficiência de Empresas de Comércio Eletrônico usando Técnicas da Análise Envoltória de Dados**. [s.l.] Ponticia Universidade Católica de Rio de Janeiro, 2016.

HAIR, J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. [s.l.] Bookman, 2005.

IQBAL ALI, A.; SEIFORD, L. M. Translation invariance in data envelopment analysis. **Operations Research Letters**, v. 9, n. 6, p. 403–405, 1990.

JÚNIOR, A. S. C.; OLIVEIRA, M. M. B. DE. Eficiência econômica no setor sucroalcooleiro: uma análise de algumas usinas do estado de São Paulo. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, p. 330–343, 2011.

JÚNIOR, I. J. D. N.; FARIA, S. R. DE. Proposição de Modelo de Análise Discriminante para Avaliação de Desempenho de Empresas de Sucesso e Fracasso do Setor de Indústrias Manufatureiras. 2006.

L, J. A.; SINGH, S. P.; EKANEM, E. Efficiency and Productivity Changes in the Indian Food Processing Industry : Determinants and Policy Implications. v. 12, n. 1, 2009.

MACEDO, M. A. D. S.; CÍPOLA, 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**, v. 48, n. 1, p. 223–243, 2010.

MARTINS, R. CANA-DE-AÇÚCAR NO ESTADO DE SÃO PAULO : eficiência econômica das regionais Cana-de-açúcar no Estado de São Paulo. **Informações Econômicas**, v. 39, n. 5, p. 92–99, 2009.

MELLO, J. C. C. B. S. DE et al. Curso de Análise de Envoltória de Dados. **XXXVII Simposio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, n. 27 a 30/09/05, p. 2520–2547, 2005.

MELLO, J. C. C. B. S. et al. Análise de envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. **Pesquisa Operacional**, v. 23, p. 325–345, 2003.

MEMON, M. A. Relative Efficiency of Manufacturing Companies in Pakistan Using Data Envelopment Analysis. v. 1, n. 3, p. 10–27, 2011.

MEZA, L. A. et al. Isyds – Integrated System for Decision Support (Siad – Sistema Integrado De Apoio a Decisão): a Software Package for Data Envelopment Analysis Model. **Pesquisa Operacional**, v. 25, n. 3, p. 493–503, 2005.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada : uma abordagem aplicada**. [s.l.] Editora UFMG, 2005.

MME. **Caracterizacao do Cenário Macroeconômico para os proximos 10 anos (2016-2025)**Rio de Janeiro, 2016.

MULWA, M. R.; EMROUZNEJAD, A.; MURITHI, F. M. Impact of liberalization on efficiency and productivity of sugar industry in Kenya. **Journal of Economic Studies**, v. 36, n. 3, p. 250–264, 2009.

MURILLO-ZAMORANO, L. R.; Economic efficiency and frontier techniques. **Journal of Economic Surveys**, v.18, n.1, p. 33-45, 2004.

ONUSIC, L. M.; CASA NOVA, S. P. DE C.; ALMEIDA, F. C. DE. Modelos de previsão de insolvência utilizando a análise por envoltória de dados: aplicação a empresas brasileiras. **Revista de Administração Contemporânea**, n. 2º Edição Espacial, p. 77–97, 2007.

PASSAIA, C. et al. Análise Econômica Financeira com utilização de Índices. 2009.

PASTOR, J. T. Translation invariance in data envelopment analysis: A generalization. In: **Annals of Operations Research**. [s.l.] Springer US, 1996. p.

91–102.

PEREIRA, A. F. D. O. D. A.; CARDOSO, S.; JÚNIOR, C. P. Modelo de previsão de desempenho pela metodologia da análise multivariada dos dados: estimativa da função empírica das empresas do segmento de concessionárias. 2003.

REBELO, S.; MATIAS, F.; CARRASCO, P. Application of the DEA methodology in the analysis of efficiency of the Portuguese hotel industry: an analysis applied to the Portuguese geographical regions. **Tourism & Management Studies**, v. 9, n. 2, p. 21–28, 2013.

SALGADO JUNIOR, A. P. et al. Análise envoltória de dados (DEA) para avaliação da eficiência operacional de usinas de cana-de- açúcar. **Pesquisa e Desenvolvimento em Engenharia de Produção**, v. 11, n. 2009, p. 58–73, 2013.

SANTOS, A. DOS; NOVA, S. P. DE C. C. Proposta de um modelo estruturado de análise de demonstrações contábeis. **Revista de Administração de Empresas**, v. 4, p. 24, 2005.

SANTOS, J. A. DOS; VIEIRA, W. DA C.; BAPTISTA, A. J. M. DOS S. EFICIÊNCIA TÉCNICA EM PROPRIEDADES LEITEIRAS DA MICRORREGIÃO. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, v. 7, n. 2, p. 162–172, 2005.

SENRA, L. F. A. DE C. et al. ESTUDO SOBRE MÉTODOS DE SELEÇÃO DE VARIÁVEIS EM DEA. **Pesquisa Operacional**, v. 27, n. 2, p. 191–207, 2007.

SHERMAN, H. D.; ZHU, J. Data Envelopment Analysis Explained. In: **Service Productivity Management: Improving Service Performance using Data Envelopment Analysis (DEA)**. [s.l.] Springer US, 1978. p. 49–89.

SIEGEL, S.; CASTELLAN, N. J. **Estatística não-paramétrica para ciências do comportamento**. 2. ed. Porto Alegre: Artmed, 2006.

SOARES, ROMULO ALVES; REBOUÇAS, S. M. D. P. Avaliação do Desempenho de técnicas de classificação Aplicadas à previsão de Insolvência

de Empresas de Capital Aberto Brasileiras. **Adm. Made**, v. 18, n. 3, p. 40–61, 2015.

THANASSOULIS, E. Assessing the Effectiveness of Schools with Pupils of Different Ability Using Data Envelopment Analysis on JSTOR. **journal of operational Research Society**, v. 47, n. 1, p. 84–97, 1996.

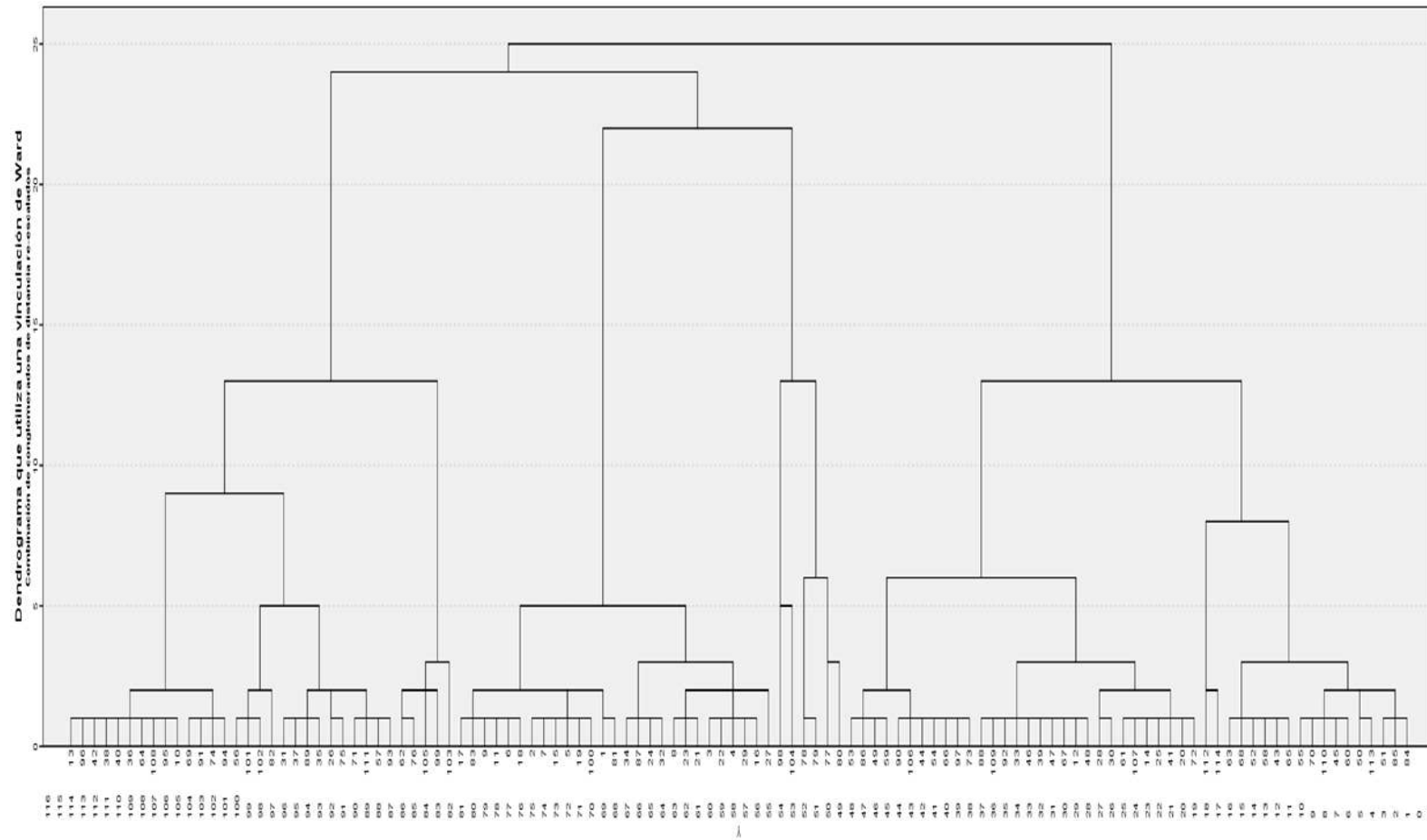
THANASSOULIS, E. **Introduction to the Theory and Application of Data Envelopment Analysis**. Boston, MA: Springer US, 2001.

TSCHAFFON, P. B.; MEZA, L. A. Assessing the efficiency of the electric energy distribution using data envelopment analysis with undesirable outputs. **IEEE Latin America Transactions**, v. 12, n. 6, p. 1027–1035, 2014.

TUPY, O. **EFICIÊNCIA PRODUTIVA DE EMPRESAS DA INDÚSTRIA DE ALIMENTOS NO BRASIL**. Apresentação Oral-Estrutura, Evolução e Dinâmica dos Sistemas Agroalimentares e Cadeias Agroindustriais. **Anais...**2006

9. ANEXOS.

9.1. Anexo 1: Dendrograma para a construção dos agrupamentos



9.2. Anexo 2: gráficas de Box-Plot para caracterização dos clusters.

