

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS – UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E
SISTEMAS
NIVEL MESTRADO**

CHARLES VON GILSA

**AVALIAÇÃO LONGITUDINAL DA EFICIÊNCIA E FATOR TOTAL DE
PRODUTIVIDADE EM UMA EMPRESA PETROQUÍMICA A PARTIR DA ANÁLISE
ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA) E DO ÍNDICE DE MALMQUIST**

**SÃO LEOPOLDO
2012**

CHARLES VON GILSA

**AVALIAÇÃO LONGITUDINAL DA EFICIÊNCIA E FATOR TOTAL DE
PRODUTIVIDADE EM UMA EMPRESA PETROQUÍMICA A PARTIR DA ANÁLISE
ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA) E DO ÍNDICE DE MALMQUIST**

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas – PPGEPS da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS.

Área de atuação: Gerência da Produção

Orientador: Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda

São Leopoldo

2012

Charles Von Gilsa

AVALIAÇÃO LONGITUDINAL DA EFICIÊNCIA E FATOR TOTAL DE
PRODUTIVIDADE EM UMA EMPRESA PETROQUÍMICA A PARTIR DA ANÁLISE
ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA) E DO ÍNDICE DE MALMQUIST

Dissertação apresentada como requisito parcial
para a obtenção do título de Mestre, pelo
Programa de Pós-Graduação em Engenharia
de Produção e Sistemas da Universidade do
Vale do Rio dos Sinos – Unisinos.

Aprovado em ____/____/2012.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda - Orientador
PPGEPS Unisinos

Prof. Dr. Marcelo Alvaro da Silva Macedo
FACC UFRJ

Prof. Dr. Heitor Mansur Caulliraux
COPPE UFRJ

Prof. Dr. Ricardo Augusto Cassel
PPGEP UFRGS

Prof. Dr. Rafael Teixeira
PPGA Unisinos

AGRADECIMENTOS

Agradecimentos, última parte que escrevo desta dissertação, porém, em hipótese alguma, a menos importante, mas talvez a mais difícil. Busco, neste momento de alegria, não esquecer de ninguém, que de forma direta ou indireta me ajudou a trilhar este caminho. Aos que por ventura não me recordar neste instante, minhas sinceras desculpas.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda, que se mostrou mais do que um orientador, um amigo, que acreditou em mim e neste trabalho. Muito mais do que orientar o trabalho deu verdadeiras aulas de sabedoria e ensinamento que, com certeza, sempre levarei comigo.

Ao Prof. Dr. Marcelo Álvaro da Silva Macedo, que, na bela manhã de 07 de dezembro de 2011, despendeu seu tempo para auxiliar na evolução deste trabalho principalmente no aumento do conhecimento da análise envoltória de dados.

À empresa DSM/Lanxess e, em especial, aos meus gestores, Jan Willen Sanders, Tito Borges e Ubiratan Sá, por terem me motivado, incentivado e não menos importante patrocinado esta etapa importante do meu desenvolvimento pessoal e profissional.

Aos amigos e colegas de trabalho que, ao longo deste dois anos, viram-me distante e sem muito tempo. Agradeço por compreenderem minha ausência e também por sempre me apoiar e incentivar a continuar.

E, por fim, o agradecimento mais importante, a minha amada família que, mesmo fisicamente distante, sempre está próxima, até mesmo aos que se foram ao longo desta etapa, meu querido Pai que muito me ensinou, do seu jeito. A minha irmã, meus queridos sobrinhos, Laura e Pedro, minha madrinha Dorothea. Às mulheres da minha vida, minha Mãe e minha *Oma*, que me criaram, me educaram me amaram; esta etapa é apenas um complemento do que recebi de vocês.

“Não há nada que seja maior evidencia de insanidade do que fazer a mesma coisa, dia após dia, e esperar resultados diferentes”.
(*Albert Eisntein*)

RESUMO

A busca da melhoria contínua é palavra de ordem em organizações de alto desempenho. Através do processo de melhoria contínua, busca-se aumentar o desempenho produtivo e organizacional com foco em melhores resultados para o negócio. Os processos de melhoria passam tanto por atividades de rotinas operacionais e organizacionais, quanto por mudanças de tecnologia que alteram significativamente a maneira de fazer as coisas. Essas mudanças podem ser tanto em atividades produtivas quanto em atividades administrativas. As mudanças tecnológicas devem ocorrer preferencialmente quando se esgotaram as possibilidades de melhorias nas rotinas, visto que mudanças tecnológicas demandam recursos financeiros, materiais e humanos. Após realizadas as mudanças tecnológicas, os resultados devem ser medidos para avaliar a efetividade da mudança, bem como os processos de melhoria devem ser monitorados para assegurar o caminho na direção de elevação das fronteiras de eficiência. E analisar esses aspectos de maneira integrada, considerando vários critérios simultaneamente é a que este trabalho se propõem. Para analisar os aspectos de melhorias contínuas e mudanças tecnológicas temporalmente, utilizou-se uma abordagem não paramétrica baseada na análise envoltória de dados (DEA), combinada com o índice de Malmquist aplicado a uma indústria petroquímica de segunda geração. Foram analisadas as campanhas de diferentes produtos visando identificar as mudanças de eficiência e suas possíveis origens. Como resultados observou-se que o processo de aprendizado e melhoria contínua não é observado em todos os períodos de análise e que as mudanças tecnológicas nem sempre apresentam resultados positivos em termos de eficiência.

Palavras-chave: Análise envoltória de dados. Índice de Malmquist. Eficiência petroquímica, *benchmarking* interno. Processo de aprendizado. Mudança tecnológica.

ABSTRACT

The continuous improvement is a very important watchword in high performance organizations, through the continuous improvement process is sought to increase organizational performance focusing on better business outcomes. The Improvement processes pass since operational routine and organizational activities, up to significantly changes about the way of doing things, these changes can be either productive or administrative activities. The technological changes should be applied preferentially when do not have possibilities of improve the routines, because technological changes require financial, material and human resources. After technological changes implemented the results need to be measured to analyze the change effectiveness and the improvement processes should be monitored to ensure the path toward increased border efficiency. And analyze these aspects in an integrated way, considering several criteria simultaneously is what this work propose. To analyze continuous improvement aspects and technological change temporarily used a non-parametric approach based on data envelopment analysis (DEA), combined with the Malmquist index applied to a petrochemical industry. Was analyzed the campaigns of different products to identify the changes in efficiency and its possible origins. The results showed that the learning process and continuous improvement is not observed in all analyzed periods and that technological changes do not always have positive outcomes in terms of efficiency.

Keywords: Data envelopment analysis. Malmquist index. Petrochemical efficiency. Internal benchmark. Learning process. Technological change

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Mapa simplificado da cadeia petroquímica	17
Figura 2: Desenho de Pesquisa	23
Figura 3: Resumo conceitos.....	36
Figura 4: Quadro esquemático da análise envoltória de dados - DEA	40
Figura 5: Fronteira CRS orientada a entrada (<i>input</i>)	44
Figura 6: Fronteira CRS orientada a saída (<i>output</i>)	45
Figura 7: Fronteira VRS e CRS	46
Figura 8: Fronteira eficiente em plano tridimensional.....	51
Figura 9: Fronteira invertida	53
Figura 10: Ilustração índice Malmquist.....	55
Figura 11: Composição do Índice de Malmquist.....	57
Figura 12: Quadrantes de possíveis mudança tecnológica e eficiência	60
Figura 13: Método de trabalho	71
Figura 14: Procedimentos da fase do modelo e aplicação.....	74
Figura 15: Organização das unidades de análise (DMU's)	75
Figura 16: Procedimentos da fase de análise	77
Figura 17: Posicionamento na organização da planta, local de estudo.....	85
Figura 18: Macro estrutura da planta, local da pesquisa.....	85
Figura 19: Representação do modelo de análise.....	95
Figura 20: Posicionamento quadrantes DMU's <i>grade</i> G1 no entre período 1 e 2 ...	136
Figura 21: Posicionamento das DMU's <i>grade</i> G1 entre períodos 2 e 3	138
Figura 22: Posicionamento DMU's <i>grade</i> G2 períodos 1 e 2	140
Figura 23: Posicionamento DMU's <i>grade</i> G2 períodos 2 e 3	142
Figura 24: Comparação do posicionamento das unidades de análise	143
Figura 25: Comparação do posicionamento das unidade de análise.....	151

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Curva característica processo aprendido.....	21
Gráfico 2: Distribuição de publicação de DEA por ano.....	26
Gráfico 3: Fronteira de produtividade e eficiência técnica.....	37
Gráfico 4: Distribuição do tempo entre os períodos analisados	86
Gráfico 5: Distribuição do volume de produção entre os períodos de análise.....	87
Gráfico 6: Composição do custo total de produção.....	91
Gráfico 7: Percentual do tempo analisado considerando G1 e G2.....	93
Gráfico 8: Percentual do volume de produção analisado considerando G1 e G2	94
Gráfico 9: Importância das <i>inputs</i> utilizadas sobre o custo variável	94
Gráfico 10: Distribuição de frequência da eficiência relativa ao modelo VRS <i>grade</i> G1	122
Gráfico 11: Distribuição frequência da eficiência VRS cálculo integrado (G1)	123
Gráfico 12: Deslocamento da eficiência considerando cálculo integrado (G1)	123
Gráfico 13: Distribuição cronológica da eficiência relativa para o <i>grade</i> G1	127
Gráfico 14: Distribuição de frequência da eficiência relativa modelo VRS <i>grade</i> G2	128
Gráfico 15: Distribuição frequência da eficiência VRS cálculo integrado (G2)	129
Gráfico 16: Deslocamento da eficiência considerando cálculo integrado (G2)	129
Gráfico 17: Distribuição de frequência da eficiência modelo VRS <i>grade</i> G2.....	133

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Distribuição de publicação de DEA por ano	27
Quadro 2: Critérios de pesquisa as bases de dados.....	27
Quadro 3: Artigos de maior relevância	28
Quadro 4: Definições <i>Benchmarking</i>	35
Quadro 5: Resumo técnico para cálculo de eficiência e produtividade	39
Quadro 6: Modelos DEA e aplicações.....	47
Quadro 7: Principais restrições de pesos modelos DEA	52
Quadro 8: Aplicativos para análise de eficiência e produtividade.....	54
Quadro 9: Propriedades das principais técnicas de medição de eficiência	66
Quadro 10: Classificação genérica de pesquisa	69
Quadro 11: Conhecedores do processo.....	72
Quadro 12: Períodos de análise.....	73
Quadro 13: Testes estatísticos aplicados.....	80
Quadro 14: Detalhes das <i>inputs</i> e <i>outputs</i> utilizados	95
Quadro 15: Processo de aprendizado nos períodos	119
Quadro 16: Análise estatística aplicada	144
Quadro 17: Processo de aprendizado nos períodos	149

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Número de campanhas por período	88
Tabela 2: Distribuição do volume e tempo de produção por <i>grade</i> e período	89
Tabela 3: Peso dos insumos <i>inputs</i> sobre custo variável total	91
Tabela 4: Eficiência <i>grade</i> G1 no período 1	98
Tabela 5: DMU's de referência (<i>Benchmark</i>) e escores (λ) do G1 no período 1	99
Tabela 6: Alvos e ineficiências das piores DMU's do <i>grade</i> G1 no período 1	100
Tabela 7: Teste validação alvos	100
Tabela 8: Eficiência <i>grade</i> G2 no período 1	101
Tabela 9: DMU's de referência (<i>Benchmark</i>) e escores (λ) <i>grade</i> G2 período 1	102
Tabela 10: Alvos e ineficiências do <i>grade</i> G2 no período 1	103
Tabela 11: Eficiência <i>grade</i> G1 no período 2	105
Tabela 12: DMU's de referência (<i>Benchmark</i>) e escores (λ) <i>grade</i> G1 no período 2	107
Tabela 13: Alvos e ineficiências DMU's <i>grade</i> 1 no período 2	108
Tabela 14: Eficiência <i>grade</i> 2 no período 2	109
Tabela 15: DMU's de referência (<i>Benchmark</i>) e escores (λ) <i>grade</i> G2 período 2	111
Tabela 16: Alvos e ineficiências do <i>grade</i> G2 no período 2	112
Tabela 17: Eficiência <i>grade</i> G1 no período 3	113
Tabela 18: DMU's de referência (<i>Benchmark</i>) e escores (λ) <i>grade</i> G1 no período 3	115
Tabela 19: Alvos e ineficiências do <i>grade</i> G1 no período 3	116
Tabela 20: Eficiência <i>grade</i> G2 no período 3	117
Tabela 21: DMU's de referência (<i>Benchmark</i>) e escores (λ) <i>grade</i> G2 período 3	118
Tabela 22: Alvos e ineficiências do <i>grade</i> G2 no período 3	119
Tabela 23: Variação da eficiência (VRS) do primeiro período G1	124
Tabela 24: Variação da eficiência (VRS) do segundo período G1	125
Tabela 25: Variação da eficiência (VRS) do terceiro período G1	126
Tabela 26: Influência dos períodos <i>grade</i> G1	128
Tabela 27: Variação da eficiência (VRS) do primeiro período G2	130
Tabela 28: Variação da eficiência (VRS) do segundo período G2	131
Tabela 29: Variação da eficiência (VRS) do terceiro período G2	132

Tabela 30: Influência dos períodos <i>grade</i> G2.....	133
Tabela 31: Variação eficiência Índice Malmquist período 1 para período 2, <i>grade</i> 1	135
Tabela 32: Variação eficiência Índice Malmquist período 2 para período 3, <i>grade</i> G1	137
Tabela 33: Resumo variação eficiência Índice Malmquist <i>grade</i> G1	139
Tabela 34: Índice Malmquist período 1 para período 2, <i>grade</i> G2	139
Tabela 35: Índice Malmquist período 2 para período 3, <i>grade</i> G2	141
Tabela 36: Resumo variação eficiência Índice Malmquist <i>grade</i> G2	142
Tabela 37: Teste t primeiro e segundo período G1	144
Tabela 38: Teste t segundo e terceiro período <i>grade</i> G1	145
Tabela 39: Análise de variância (ANOVA) <i>grade</i> G1.....	145
Tabela 40: Resultado teste Kruskal Wallis <i>grade</i> G1	145
Tabela 41: Teste t primeiro e segundo período <i>grade</i> G2.....	146
Tabela 42: Teste t segundo e terceiro período <i>grade</i> G2.....	146
Tabela 43: Análise de variância (ANOVA) <i>grade</i> G2.....	146
Tabela 44: Resultado teste Kruskal Wallis <i>grade</i> G2	147
Tabela 45: Variação de eficiência da input4 entre período 1 e 2.....	147
Tabela 46: Variação de eficiência da input1 entre períodos.....	148
Tabela 47: Influência dos períodos <i>grade</i> G1.....	150
Tabela 48: Influência dos períodos <i>grade</i> G2.....	151
Tabela 49: Resumo variação eficiência Índice Malmquist <i>grade</i> G1	152
Tabela 50: Resumo variação eficiência Índice Malmquist <i>grade</i> G2	152
Tabela 51: Significância das análises estatísticas aplicadas	152

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP - Processo de Análise Hierárquica

AR - *Assurance Region Method*

BCC – Bancker, Charles e Cooper

CCR – Charnes, Cooper and Rhodes

CEPA - *Centre for Efficiency and Productivity Analysis*

COLS - Mínimos Quadrados Ordiniais Corrigidos

CRS – *Constant Return to Scale* (Retorno Constante de Escala)

DEA – *Data Envoltory Analisys* (Análise Envoltória de Dados)

DFA - *Distribution Free Approach*

DMS – *Dependability Management System*

DMU – *Decision Making Unit* (Unidade de Tomada de Decisão)

FDH – *Free Disposal Hull*

FTP – Fator Total de Produtividade

MACBETH – *Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique*

MPSS – *Most Productive Scale Size*

NI - Números Índices

OLS - Mínimos Quadrados Ordiniais

PCA – *Principal Component Analysis*

SFA - Análise de Fronteira Estocástica

TFA - Thick Frontier Approach

UFF - Universidade Federal Fluminense

UNE - University of New England

VRS – *Variable return to Scale* (Retorno Variável de Escala)

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
1.1 PROBLEMA DE PESQUISA E OBJETO DE ESTUDO.....	18
1.2 OBJETIVOS	24
1.2.1 Objetivo Geral	24
1.2.2 Objetivos Específicos	24
1.3 JUSTIFICATIVA	25
1.4 ESTRUTURA	29
2 REFERENCIAL TEÓRICO	31
2.1 CONCEITOS: PRODUTIVIDADE, EFICIÊNCIA, EFICÁCIA, EFETIVIDADE E <i>BENCHMARKING</i>	31
2.2 MÉTODOS DE CÁLCULO DE EFICIÊNCIA E PRODUTIVIDADE.....	37
2.2.1 Análise Envoltória de Dados (DEA)	39
2.2.1.1 Modelo Retorno Constante de Escala (CRS).....	42
2.2.1.2 Modelo Retorno Variável de Escala (CRS)	45
2.2.1.3 Eficiência e Rendimento de Escala	48
2.2.1.4 Alvos.....	49
2.2.1.5 Propriedade, Vantagens e Limitações.....	49
2.2.1.6 Tópicos Especiais	51
2.2.2 Índice de Malmquist	54
2.2.3 Outras Técnicas para Medição de Eficiência e Produtividade	61
2.2.3.1 Processo de Análise Hierárquica (AHP).....	61
2.2.3.2 Análise de Regressão	61
2.2.3.3 Análise de Fronteira Estocástica (SFA).....	62
2.2.3.4 Free Disposal Hull (FDH)	63
2.2.3.5 Thick Frontier Approach (TFA)	63
2.2.3.6 Distribution Free Approach (DFA)	64
2.2.3.7 Índice de Laspeyres (1864).....	64
2.2.3.8 Índice de Paasche (1874).....	64
2.2.3.9 Índice de Fischer (1922).....	65
2.2.3.10 Índice de Törnqvist (1936).....	65
3 MÉTODO	69
3.1 MÉTODO DE PESQUISA	69

3.2 MÉTODO DE TRABALHO	70
3.3 COLETA DE DADOS	72
3.4 ANÁLISE E AVALIAÇÃO DOS DADOS	76
3.5 DELIMITAÇÃO	82
4 O CASO	84
4.1 AVALIAÇÃO DOS PERÍODOS DE ANÁLISE	86
4.2 LEVANTAMENTO DOS PRODUTOS E UNIDADES DE ANÁLISE	87
4.3 LEVANTAMENTO DAS <i>INPUTS</i> E <i>OUTPUTS</i>	90
4.4 DEFINIÇÃO DOS PRODUTOS <i>INPUTS</i> E <i>OUTPUTS</i> UTILIZADAS NA ANÁLISE	92
5 ANÁLISE DAS EFICIÊNCIAS NOS PERÍODOS.....	97
5.1 PERÍODO 1 (FEV/2004 A JUL/2006)	97
5.2 PERÍODO 2 (JUL/2006 A AGO/2009)	104
5.3 PERÍODO 3 (AGO/2009 A NOV/2011)	112
6 AVALIAÇÃO LONGITUDINAL DAS EFICIÊNCIAS.....	121
6.1 ANÁLISE GRÁFICA	121
6.2 ÍNDICE DE MALMQUIST	134
6.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	144
6.4 AVALIAÇÃO CONJUNTA.....	148
7 AVALIAÇÃO GERAL E CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	154
REFERÊNCIAS.....	156

1 INTRODUÇÃO

O cenário global da indústria petroquímica, assim como outros ramos da economia, modificou-se ao longo dos últimos anos. Com base em indicadores de tendência, Teixeira, Guerra e Cavalcanti (2009) destaca ameaças para o setor petroquímico como: consolidação de grandes grupos petroquímicos; preços propensos à queda e à necessidade de gestão adequada do desempenho operacional, como requisito básico e fundamental para a sobrevivência do negócio. As indústrias do ramo petroquímico vêm buscando constantemente solidificar um posicionamento competitivo em função do aumento da concorrência local e mundial. A competitividade do setor é devido à parte significativa dos produtos petroquímicos serem *commodities*, tendo seus preços ditados pelo mercado. Gomes (2011) destaca que o custo marginal é o preço piso, determinado pelo produtor de menor eficiência que ainda consegue atender ao mercado. Assim, o resultado das empresas é definido, principalmente, pelo desempenho operacional.

A indústria petroquímica é responsável por gerar insumos básicos e materiais para, praticamente, toda a estrutura de produção (SUAREZ, 1986), principalmente para a indústria de embalagem, automotiva, eletro e eletrônica. O início da cadeia petroquímica ocorre com o refino do petróleo, matéria-prima de origem fóssil, não renovável, que gera dentre outros produtos a nafta e o gás natural que são processados nas “centrais petroquímicas”, também chamadas “indústrias de primeira geração da cadeia petroquímica”. Nas centrais petroquímicas, a nafta e o gás natural são transformados em insumos, tais como eteno, propeno, butadieno e xileno. A etapa seguinte da cadeia petroquímica é constituída pelas plantas de segunda geração, as quais processam os insumos gerados na etapa anterior. Dessa etapa, resultam os seguintes produtos como exemplo: polietileno, polipropileno e poliestireno. A terceira etapa da cadeia petroquímica constitui a “terceira geração”, na qual os insumos gerados nas plantas de segunda geração são transformados em produto final, alcançando diversos níveis do mercado, possibilitando aplicações como tubos e conexões, sacolas plásticas, embalagens, componentes para indústria automotiva, brinquedos, indústria de eletrônicos e utensílios domésticos (D’ÁVILA,

2002). A Figura 1 auxilia no entendimento da cadeia petroquímica. A pesquisa será aplicada a uma planta de processamento petroquímico de segunda geração.

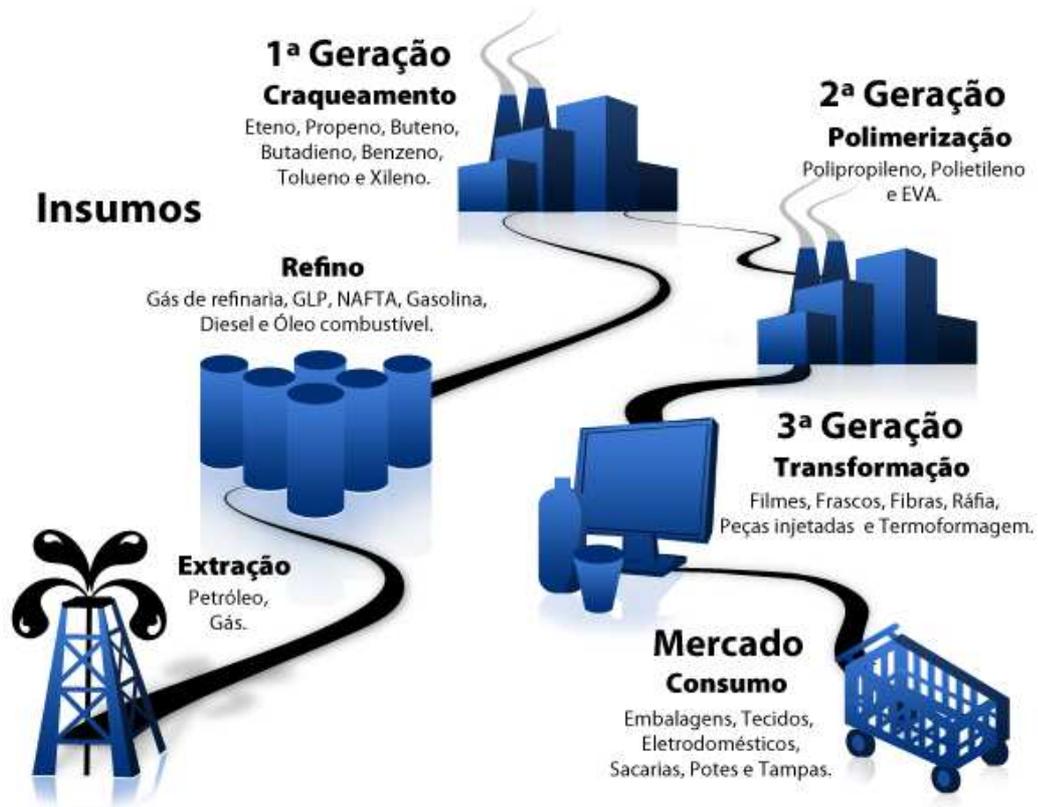


Figura 1: Mapa simplificado da cadeia petroquímica
Fonte: Quattor Petroquímica (2012, não paginado)

Para entendimento da situação atual e identificação de oportunidades de melhoria, avaliar a eficiência é de essencial importância não somente para as indústrias petroquímicas, mas também para outros ramos de atividade. Como eficiência, deve-se entender a habilidade com que os insumos utilizados no processo de produção são convertidos em produtos (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978). Coelli et al. (2005) apresentam as principais técnicas utilizadas para análise de eficiência e produtividade, a análise envoltória de dados (DEA – *Data Envelopment Analysis*), a análise de fronteira estocástica (SFA – *Stochastic Frontier Analysis*) e os números índices entre eles o índice de Malmquist. A análise envoltória de dados (DEA) é uma técnica não paramétrica de fronteira, baseada na definição de Pareto-Koopmans, segundo a qual um vetor *input-output* é tecnicamente eficiente se: a) nenhum dos *outputs* pode ser aumentado sem que algum outro *output* seja reduzido ou algum *input* seja aumentado; ou b) nenhum dos *inputs* pode ser reduzido sem que algum outro *input* seja aumentado ou algum *output* reduzido (LINS et al., 2007). O índice de Malmquist é uma técnica utilizada

para, de modo longitudinal, ou seja ao longo do tempo, avaliar variação da produtividade decompondo-a em mudança de eficiência técnica e mudança tecnológica (FERREIRA; GOMES, 2009).

Tendo em vista esse panorama, a indústria petroquímica precisa se posicionar como praticante da chamada manufatura de classe mundial, sendo essa caracterizada pelos processos de eficiência elevada. Pruett e Thomas (2008, p.142) destacam que o processo de aprendizagem, baseado na experiência acumulada, leva a um aumento de eficiência, tal como pode ser percebido nas palavras dos autores: “[...] a prática leva à perfeição”. Souza, Macedo e Ferreira (2010) destacam que a busca pela melhoria contínua é a única filosofia gerencial capaz de manter a empresa competitiva. Os processos de melhoria contínua buscam o incremento da competitividade por meio da eficiência, através do aumento da qualidade dos produtos, redução de perdas, melhora de processos, entre outras ações que objetivam aumentar a eficiência, em particular, do processo e da organização em geral. Para Gomes, Dvorsak e Heilt (2005), há necessidade da implantação de novos projetos na produção de petroquímicos que busque novas tecnologias com maior eficiência ou projetos que maximizem a eficiência dos processos existentes.

Assim, avaliar a evolução da eficiência, o processo de aprendizagem e o impacto do processo de melhoria contínua e da implantação de projetos de mudança tecnológica é fundamental para a verificação das ações tomadas no sentido de aumentar a eficiência.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA E OBJETO DE ESTUDO

Observando as peculiaridades do ramo petroquímico, as mais variadas estratégias de negócio têm sido exploradas pelas empresas desse ramo (TEIXEIRA; GUERRA; CAVALCANTE, 2009; CARRON, 1998; D’ÁVILA, 2002). Entre as estratégias, destacam-se o redirecionamento de investimentos para especialidades; a formação de alianças estratégicas com o objetivo de aproveitamento de competências tecnológicas e mercadológicas; e a diversificação da linha de produtos, principalmente a linha da segunda geração, através de desenvolvimento de novos *grades* de resina (produtos) voltados para aplicações definidas pelas

necessidades do mercado, objetivando afastar os produtos das linhas de *commodities* e agregar maior valor ao produto final.

Entretanto, a implementação de qualquer uma das estratégias referidas anteriormente, implica a necessidade de aprimoramento do desempenho operacional das unidades; visando, assim, garantir uma posição competitiva favorável (DE SANTANA, 2003). Gomes, Dvorsak e Heilt (2005) destaca que a sobrevivência e a prosperidade da indústria petroquímica mundial dependerão de sua adaptação ao novo cenário e de sua competitividade, que passa pelos seguintes fatores: acesso a fontes de matéria-prima competitivas, escala, eficiência, tecnologia de ponta, acesso a mercados consumidores, baixos custos de investimento e qualidade de gestão.

Para o aprimoramento do desempenho, é necessário que se mantenha constante monitoramento das circunstâncias de operação e produção. Esse monitoramento ocorre a partir do uso de indicadores. Os indicadores podem ser de origem externa ou interna à organização. Segundo De Santana (2003), para o negócio de *commodities* na indústria petroquímica, os indicadores mais relevantes para a garantia da competitividade são: perdas físicas dos produtos; eficiência energética da planta; e a taxa de utilização dos ativos. Carron (1998) destaca que a eficiência e a produtividade do setor petroquímico são avaliadas através dos seguintes indicadores: número de horas extras trabalhadas, tempo de máquina parada, aproveitamento de matéria-prima, volume de produção, custo de salário, consumo de energia, entre outros. No entanto, os indicadores apresentados por De Santana (2003) e Carron (1998) são, em geral, analisados de maneira individual. A análise individual, por indicadores, é válida, porém podem ocorrer distorções, além do problema da inter-relação entre os indicadores, sendo que a maximização de um pode impactar negativamente em outro. Goldratt (1999) destaca que o objetivo dos indicadores é motivar as partes a fazer o que é bom para a organização como um todo.

A competição impõe que as empresas busquem o aperfeiçoamento e a melhoria constantes, sendo que uma das maneiras de identificar oportunidades é através do processo de *benchmarking*. O *benchmarking* é uma ferramenta para identificação dos processos mais eficientes tornando-se importante para a melhoria contínua. Enquanto o processo de *benchmarking* externo foi o foco da maioria das pesquisas e aplicações, o *benchmarking* interno ficou em segundo plano, não sendo

pesquisado com a mesma importância, mas apresenta potencial de fornecer melhores resultados e com menos problemas de implementação (SALHIEH; SINGH, 2003). Em razão da dificuldade para obtenção de valores externos, bem como da confiabilidade dos dados, é mais prático que se utilize dados internos, da própria organização. Coopers e Lybrand (1994) destacam que o *benchmarking* interno possui informações mais confiáveis e coletadas sob circunstâncias relativamente comparáveis e com menos custos. Southard e Parente (2007) destacam que o *benchmarking* interno é importante para avaliar qual é o método mais eficiente de se utilizar no processo produtivo. Para empresas que possuem diferentes unidades fabris com processos semelhantes, Southard e Parente (2007) destacam que o *benchmarking* interno deve ser priorizado antes da busca por comparação externa. Um dos motivos para a priorização do *benchmarking* interno é a dificuldade de comparação entre diferentes empresas em função de processos internos diferentes e acesso a dados confiáveis e comparáveis.

O *benchmarking* pode auxiliar a indicar a necessidade de projetos de investimento tecnológicos para elevar a situação atual, quer seja em termos de aumento de eficiência ou capacidade. As mudanças tecnológicas para aumentar a eficiência dos processos produtivos são essenciais para a sobrevivência do negócio. Novas tecnologias possuem um tempo de adaptação, onde ocorrem fases de instabilidade em função da curva de aprendizado (VITS; GELDERS; PINTELON, 2007). Franceschini e Galetto (2003) destacam que o processo de aprendizado é um fenômeno que ocorre naturalmente e, por meio da repetição, é observada a redução dos erros. O Gráfico 1 ilustra a curva característica hipotética do processo de aprendizado apresentada por Franceschini e Galetto (2003), onde “ q ” representa o número de repetições e “ L/q ” o percentual de erros. Torna-se importante salientar que, assim como sugerido por Pruett e Thomas (2008), o processo de aprendizagem, baseado na experiência acumulada, leva a um aumento de eficiência ou à redução de erros.

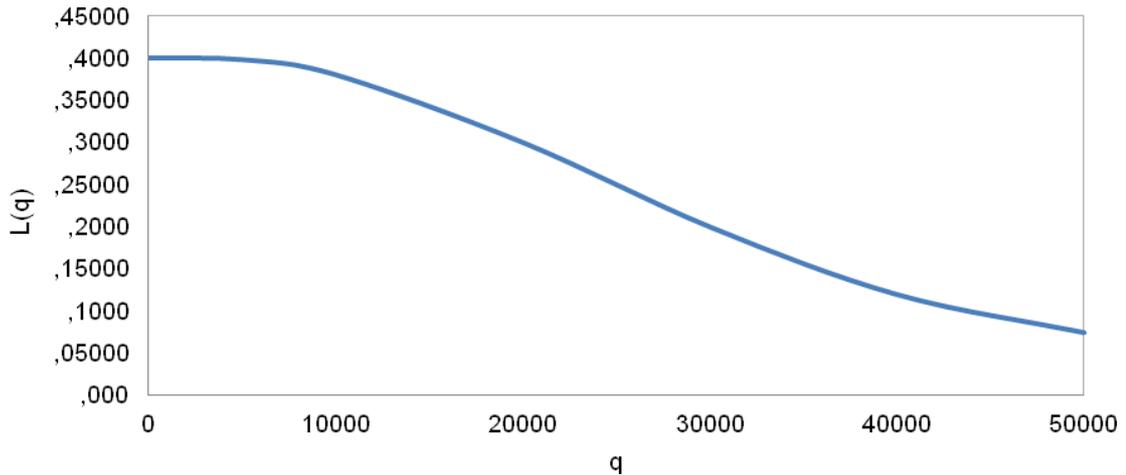


Gráfico 1: Curva característica processo aprendido
Fonte: Franceschini e M. Galetto (2003, p. 1432)

Com base na curva de aprendizado, no início de um novo processo ou tecnologia, podem ocorrer perdas superiores às existentes com a tecnologia anterior, sendo necessária a consideração desse fator na concepção do projeto, bem como o monitoramento da mudança em termos de eficiência. Para minimizar os investimentos e as perdas, ocorridas na implantação de mudanças tecnológicas, é necessário explorar ao máximo a eficiência da tecnologia existente. O processo de aprendizado auxilia na busca pela maximização da eficiência, sendo que organizações investem tempo, dinheiro e recursos com programas de melhoria contínua. A avaliação, de maneira integrada, dos programas de melhoria contínua, e as mudanças de tecnologia são essenciais para a identificação dos resultados atingidos e para a elaboração de estratégias futuras.

Outro fator importante para indústrias de processamento contínuo, que operam suas instalações em tempo integral (durante 24 horas por dia e 365 dias por ano), como por exemplo refinarias, siderúrgicas, termelétricas e petroquímicas, é o uso racional do tempo. O tempo é uma variável de fundamental importância, pois, uma vez consumido de maneira ineficiente, este não pode mais ser utilizado. Assim, essa é uma variável restrita que não pode ser ampliada; sem custo, mas com valor incalculável.

As motivações acima descritas são apenas algumas que justificam o esforço constante de todos os setores da atividade industrial e em especial na indústria petroquímica para o aumento da eficiência de seus processos. A fim de avaliar a evolução da eficiência produtiva, propõe-se a combinação dos indicadores em busca de um resultado equilibrado, balizando as decisões da empresa. A análise envoltória

de dados e o índice de Malmquist são uma alternativa para esse problema, e serão discutidos adiante.

A Figura 2 ilustra o desenho da pesquisa com a representação dos elementos que fazem parte do estudo. O local de pesquisa será uma planta petroquímica, de segunda geração, representada na parte superior da figura. A planta, ou unidade produtiva, é a responsável pela transformação dos recursos em produtos acabados. Os recursos podem ser entendidos como um conjunto de variáveis (*inputs*). Dentre elas, matérias-primas, recursos humanos, financeiros, equipamentos, tempo, entre outros consumidos para produzir um produto acabado. Além dos produtos acabados, o processo gera resíduos entres estes produtos não especificados - refugo e resíduos - que podem ser sólidos líquidos ou gasosos. Alguns processos petroquímicos produzem materiais com características físico-químicas diferentes. Estes são chamados de *grades*, os quais são produzidos em campanhas sob a forma de bateladas. Essas campanhas de produção de *grades* serão consideradas as unidade de análise do estudo (DMU's - *Decision Making Unit*) e que estão representadas pelos pontos do quadro inferior da Figura 2. A posição dos pontos, DMU's, nos gráficos, indica eficiência para o caso hipotético de um *input* e um *output*, quanto maior a coordenada y , ou menor a coordenada x , maior a eficiência. A curva que tangencia os pontos, DMU's, de maior eficiência é denominada fronteira de eficiência.

As unidades de análise, campanhas, serão agrupadas e analisadas em duas situações distintas. O primeiro agrupamento será feito considerando o período entre a partida de um projeto, ilustrado na Figura 2, como projeto A, e termina na partida de um próximo projeto, ilustrado como projeto B. Este período será denominado período 1. Os projetos caracterizam-se por causarem modificações técnicas no processo produtivo, e o objetivo do agrupamento é verificar se dentro do período analisado ocorrem mudanças de eficiência, estas podendo estar relacionadas, ou não, ao processo de aprendizagem e melhoria contínua. Na Figura 2, os períodos de análise estão ilustrados pelos três quadros da parte inferior da figura apontados pela seta "DEA". Serão criados tantos períodos quanto for a quantidade de projetos identificados durante a pesquisa. O segundo agrupamento será feito para avaliar se a fronteira de eficiência, criada para cada período, ilustrada na Figura 2 pelas curvas P1, P2 e P3 se modifica como consequência da implantação dos projetos ao longo do tempo.

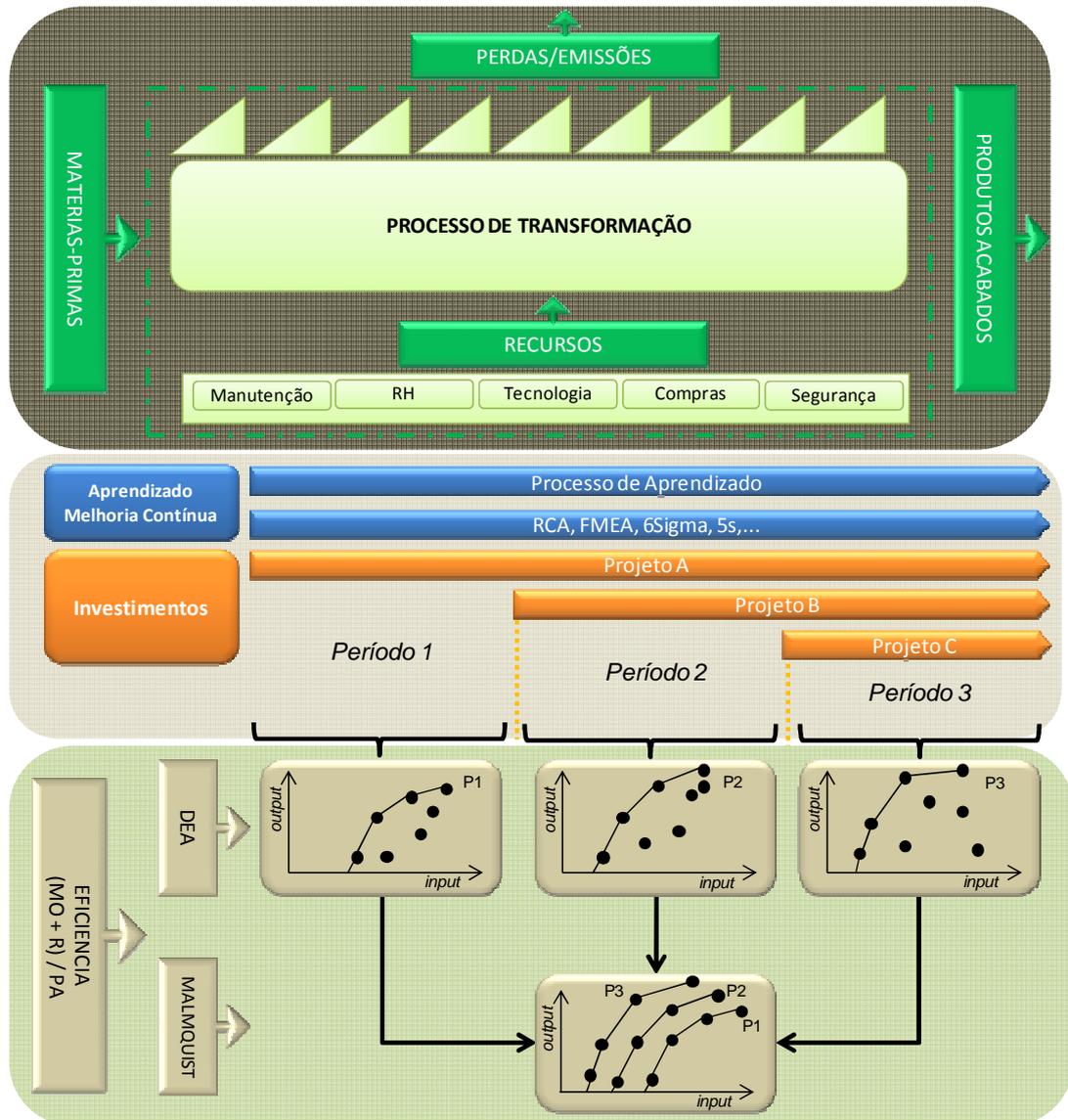


Figura 2: Desenho de Pesquisa
Fonte: Elaborado Autor

Assim o problema de pesquisa pode ser traduzido na necessidade de responder a duas perguntas centrais: O processo de aprendizado e melhoria contínua se reflete no aumento da eficiência? As mudanças tecnológicas deslocam a curva de máximas eficiências?

Nesta seção, 1.1, foram apresentados o problema de pesquisa e o objeto de estudo. Na seção 1.2, serão apresentados os objetivos gerais e específicos desta dissertação.

1.2 OBJETIVOS

Este trabalho visa utilizar a análise envoltória de dados (DEA) e o índice de Malmquist para avaliar longitudinalmente uma empresa petroquímica com relação ao seu processo de melhoria contínua e a projetos de investimento tecnológico. Para tanto, os objetivos gerais e específicos estão explicitados nesta seção.

1.2.1 Objetivo Geral

Avaliar a eficiência técnica e a produtividade, longitudinalmente, considerando os projetos de investimentos em mudanças tecnológicas em uma empresa petroquímica de segunda geração.

1.2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos intermediários necessários para se atingir o objetivo geral do trabalho consistem em:

- ✓ Definir metodologia para agrupamento de dados para compor uma DMU com base temporal dentro de uma mesma empresa.
- ✓ Avaliar o tempo como variável do modelo, considerado também como um recurso (*input*).
- ✓ Verificar a proposição de que a eficiência melhora ao longo do tempo como um processo de melhoria contínua baseado em aprendizagem.
- ✓ Verificar a proposição de que os projetos de investimento tecnológicos melhoram a eficiência ao longo do tempo, através do deslocamento da fronteira eficiente.

1.3 JUSTIFICATIVA

A presente dissertação tem por objetivo avaliar o desempenho operacional, através da análise de eficiência, objeto de estudo, utilizando para isso a análise envoltória de dados (DEA) e o índice de Malmquist. Soares de Mello et al. (2005) destacam que o desempenho pode ser verificado por meio da eficiência, que é a comparação dos resultados alcançados com os recursos utilizados, e da produtividade, que é o resultado alcançado por unidade de análise.

A importância desta pesquisa no âmbito teórico e acadêmico é avançar no conhecimento referente à aplicação da análise envoltória de dados, uma vez que propõe a criação de uma referência, *benchmarking*, interno para comparação. Isto por abordar de maneira diferenciada o entendimento de unidade de análise, DMU, já que se propõe à formação baseada em intervalos de tempo.

Os primeiros ensaios sobre medição de eficiência relativa foram feitos por Färrel (1957), quando foi proposto um método de medir a eficiência da relação entre a entrada e saída de um processo. Contudo, o modelo de Färrel não conseguia combinar medidas de múltiplos insumos para criar um indicador único. Nesse contexto, é proposta a análise envoltória de dados (DEA) por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), que objetiva avaliar a eficiência através de um único indicador, considerando múltiplos insumos e produtos. O objetivo era desenvolver um modelo de eficiência técnica, sem recorrer ao atributo de pesos para cada entrada e saída, e sem converter todas as variáveis em valores econômicos comparáveis (LINS; ANGULO-MEZA, 2000).

A literatura apresenta poucos trabalhos que analisam as organizações que possuem processos contínuos, como exemplo, petroquímicas em cortes longitudinais com base temporal, em especial com o uso da análise envoltória de dados. Em função da concorrência entre as empresas, seus dados operacionais não são abertos e não estão disponíveis para uso, dificultando a aplicação de modelos tradicionais de análise de eficiência que visam estabelecer uma referência, *benchmarking* entre as empresas.

A pesquisa tem sua principal justificativa prática relacionada à formalização da viabilidade de utilização da análise envoltória de dados e do índice de Malmquist como ferramentas para análise de eficiência técnica de uma única unidade

produtiva, sem a necessidade de dados externos ou outras plantas para comparação. A avaliação serve como suporte à gestão estratégica da organização, possibilitando avaliar o processo de melhoria contínua e o impacto dos projetos de mudanças técnicas sobre a eficiência das unidades produtivas. Também possibilita identificar o ponto de maior eficiência, MPSS (*Most Productivity Scale Size*), podendo servir como orientador ao planejamento e controle da produção.

Em função da cadeia petroquímica ter suas principais matérias-primas de origem fóssil, processos produtivos de baixa eficiência, geram perdas de matéria-prima ocasionando em desperdício de um recurso natural não renovável. A importância da sustentabilidade ambiental é um tema na agenda de pesquisa atual.

Nos anos de 1930, período anterior à crise do petróleo e de abundância de matéria-prima para a indústria petroquímica, Wishart (1929) iniciava a discussão sobre uma provável nova fase de escassez de matérias-primas e apontava a busca pela eficiência como a única alternativa para a sustentabilidade do setor.

A análise envoltória de dados, conforme Macedo (2004), é uma técnica considerada relativamente nova, porém ela vem se difundindo rapidamente. Nas últimas décadas, o interesse pela medição de eficiência e o uso da análise envoltória de dados é crescente, conforme pesquisa realizada por Emrouznejad, Parker e Tavares (2008). Desde a sua proposição por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), até o ano de 2006, foram identificados mais de quatro mil publicações e mais dois mil e quinhentos autores. O Gráfico 2 ilustra a evolução das publicações sobre a técnica ao longo do tempo.

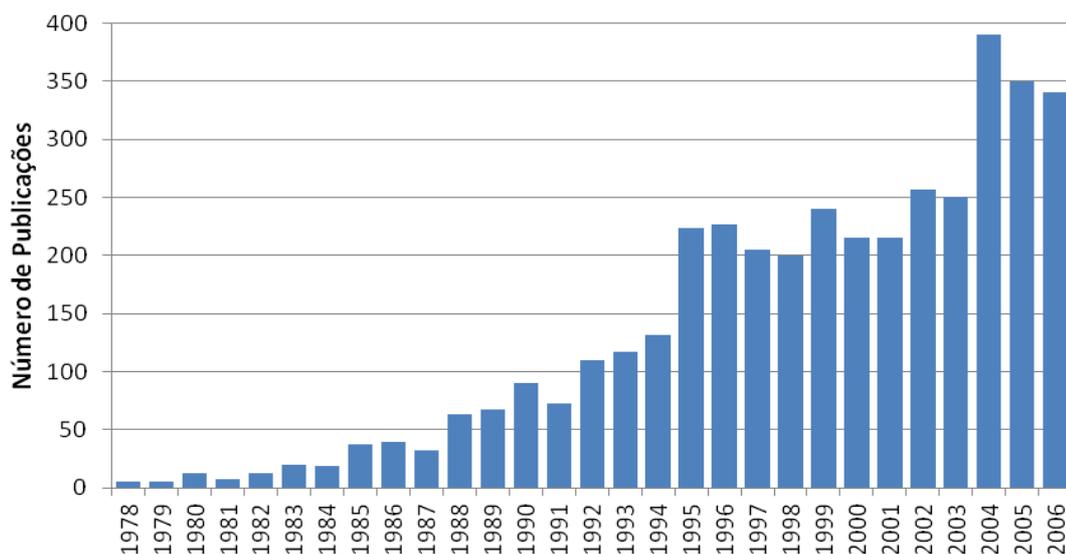


Gráfico 2: Distribuição de publicação de DEA por ano
Fonte: Emrouznejad, Parker e Tavares (2008, p. 153)

A análise envoltória de dados vem sendo aplicada nos últimos anos em várias áreas do conhecimento (EMROUZNEJADA; PARKER; TAVARES, 2008). Dentre os principais campos de aplicação, estão a agricultura, o setor bancário, a área da saúde e a educação. Pesquisa realizada por Emrouznejad, Parker e Tavares (2008) aponta as principais palavras-chave utilizadas nas publicações referentes à aplicação da análise envoltória de dados (Gráfico 2). Veja:

Quadro 1: Referencias de publicações com uso da DEA

Palavra-chave	Publicações	Palavra-chave	Publicações
Data Envelopment Analysis	1637	Mathematical programming	118
Efficiency	558	Optimization	112
Decision making unit(s)	392	Health care or hospital	103
Linear programming	341	Multivariate analysis	89
Decision theory	269	Production	84
Mathematical models	216	Parametric	80
Productivity	215	Benchmarking	78
Operations research	215	Regression analysis	76
Economics	192	Production control	73
Management	181	Statistical models	72
Performance	176	Human resource allocation	61
Bank or banking	135	Statistical analysis	58
Nonparametric	120	Education	44
Technical efficiency	120	Nonparametric statistics	40

Fonte: Emrouznejad, Parker e Tavares (2008, p.155)

As palavras-chave identificadas por Emrouznejad, Parker e Tavares (2008), ilustradas no Quadro 2, foram utilizadas na pesquisa por artigos para contribuir com este trabalho como palavra-chave central de busca. O Quadro 2 apresenta a estrutura de busca utilizada para a pesquisa dos artigos, sendo que não foram localizados trabalhos que abordassem a análise de eficiência do modo proposto.

Quadro 2: Critérios de pesquisa as bases de dados

Fonte	Palavra-chave central	Conector	Palavra-chave de ligação
Nacional	DEA	E	Refinaria petróleo
			Petroquímica
			Processo contínuo

Fonte	Palavra-chave central	Conector	Palavra-chave de ligação
	Medição de Eficiência	E	Refinaria petróleo
			Petroquímica
			Processo contínuo
	<i>Benchmarking</i>	E	Refinaria petróleo
			Petroquímica
			Processo contínuo
Internacional	DEA	<i>And</i>	<i>Petroleum refineries;</i>
			<i>Hydrocarbon process;</i>
			<i>Continuous process</i>
	<i>Efficiency</i>	<i>And</i>	<i>Petroleum refineries;</i>
			<i>Hydrocarbon process;</i>
			<i>Continuous process</i>
	<i>Benchmarking</i>	<i>And</i>	<i>Petroleum refineries;</i>
			<i>Hydrocarbon process;</i>
			<i>Continuous process</i>

Fonte: Elaborado pelo autor

Os principais artigos identificados na busca, conduzida com as palavras-chave apresentadas no Quadro 2, encontram-se resumidos no Quadro 3. São considerados de maior relevância os artigos que apresentam objetivos ou metodologia similares, ou ainda pelo setor analisado. O Quadro 3 apresenta, para cada artigo, o autor, ano, título e os principais aspectos do artigo. Vale salientar que foram identificados outros artigos, porém serão apresentados apenas dez.

Quadro 3: Artigos de maior relevância

Autor	Ano	Artigo	Resumo
Kashani	2005	Regulation and efficiency: an empirical analysis of the United Kingdom continental shelf petroleum industry	Utiliza DEA, SFA, Malmquist e análise de regressão para avaliar a indústria do petróleo do reino unido
Wu, Bai & Gupta	2009	An Appraisal System for Monitoring Performance of Convenience Stores in Taiwan	Utiliza DEA e Malmquist para comparar unidades de serviços
Sampathkumar	2010	Sources of Productivity Growth in the Indian Chemical Industry	Utiliza o índice de Malmquist para avaliar a indústria Química da Índia no período de 1981 a 2002
Chen & Ali	2004	DEA Malmquist productivity measure: New insights with an application to computer industry	Utiliza DEA e Índice de Malmquist para avaliar as empresas de computação e escritório listadas na Fortune Global 500 (período 1991 a 1997)
Grosche	2009	Measuring residential energy efficiency improvements with DEA	Utiliza DEA e análise de regressão para avaliar consumo de energia residencial (período 1997 a 2001)
Rezaie,	2009	Performance evaluation of	Utiliza AHP e DEA para avaliar a

Autor	Ano	Artigo	Resumo
Dehghanbaghi & Ebrahimpour		manufacturing systems based on dependability management indicators—case study: chemical industry	influência de indicadores. Aplicado a indústria química iraniana
Joo, Nixon & Stoeberl	2011	Benchmarking with data envelopment analysis: a return on asset perspective	Utiliza DEA para avaliar variáveis para definição de Benchmarking
Muekherjee	2009	Measuring energy efficiency in the context of an emerging economy: The case of Indian manufacturing	Utiliza DEA para avaliar eficiência de energia da indústria indiana
Goncharuk	2009	Improving of the efficiency through benchmarking: a case of Ukrainian breweries	Utiliza DEA para identificar benchmarking externo e interno (interno são outras empresas da mesma organização)

Fonte: Elaborado pelo autor

Após a realização de busca, seguindo os critérios acima descritos e sem a identificação de trabalhos com a abordagem proposta, é reforçada a relevância para execução do estudo proposto. A avaliação de eficiência de processos em indústrias petroquímicas com base em *benchmarking* interno para avaliar o impacto do processo de aprendizado, e da implantação de projetos de mudança tecnológica analisados longitudinalmente são relevantes, pautando-se na importância do setor para a economia e pela falta de trabalhos com esta abordagem .

Na sequência, apresenta-se a estrutura deste trabalho.

1.4 ESTRUTURA

No capítulo 1, introdução, são apresentados os aspectos introdutórios do trabalho, onde se destacam o problema que motiva a pesquisa do presente trabalho, os objetivos a serem alcançados e a justificativa para a realização desta pesquisa. O capítulo 2 – Referencial Teórico - traz alguns elementos teóricos necessários para a estruturação da pesquisa. Os principais elementos apresentados são conceitos de análise de eficiência, produtividade e métodos de medição. Já no capítulo 3, são apresentados o método de pesquisa e de trabalho utilizados na condução do trabalho com o intuito de atingir os objetivos definidos em seção específica do capítulo 1. A partir do capítulo 4, são apresentados o caso em questão com o desenvolvimento do método de trabalho exposto no capítulo 3. O capítulo 5 traz os resultados obtidos e a análise destes resultados complementado pelo capítulo 6 que apresenta a avaliação longitudinal das eficiências sob três diferentes óticas, análise

gráfica, índice de Malmquist e análise estatística. No capítulo 7, é apresentada a avaliação geral e as possíveis contribuições. Por fim, são apresentadas as considerações finais deste trabalho.

A seguir, apresentação, então, o capítulo relativo ao referencial teórico.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

No referencial teórico, são abordados os temas referentes às definições de produtividade, eficiência, eficácia, efetividade e *Benchmarking*, visando estabelecer as relações entre as mesmas, bem como sua importância para o presente estudo. Encerrando o referencial, são apresentados os métodos para cálculo de eficiência e produtividade com maior ênfase na análise envoltória de dados (DEA) e no índice de Malmquist.

2.1 CONCEITOS: PRODUTIVIDADE, EFICIÊNCIA, EFICÁCIA, EFETIVIDADE E *BENCHMARKING*

Em avaliações de desempenho produtivo ou operacional, utilizam-se, por vezes, as expressões “mais ou menos eficiente” ou “mais ou menos produtivo”, sem haver um claro entendimento e discernimento da diferença entre os termos eficiente e produtivo. Assim, para o correto entendimento da proposta deste trabalho, os conceitos de eficácia, eficiência, produtividade e *benchmarking* estão a seguir apresentados.

Usualmente, utiliza-se o termo produtividade para expressar o uso do trabalho, sendo calculada pelo quociente da quantidade produzida por unidade de tempo ou recurso. Ferreira e Gomes (2009) definem produtividade como sendo a forma de utilização dos recursos para realizar a produção. A produtividade pode ser expressa como a razão entre o que foi produzido e o que foi gasto para produzir (SOARES DE MELLO et al., 2005). Heizer e Render (2001) conceituam a produtividade como a relação entre a quantidade de bens ou serviços gerados (*outputs*) e a quantidade de recursos consumidos para gerá-los (*inputs*) num mesmo intervalo de tempo (*t*).

Sandroni (1999) destaca que produtividade é o resultado da divisão da produção física obtida em uma unidade de tempo (hora, dia, ano) por um dos fatores empregados na produção (trabalho, capital). Em termos globais, a produtividade expressa a utilização eficiente dos recursos produtivos, tendo em vista alcançar a

máxima produção na menor unidade de tempo e com menores custos. A produtividade varia conforme as diferenças nas tecnologias de produção disponíveis às organizações, na eficiência do plano de operação observado e no ambiente em que ocorre a produção. A análise desses fatores leva à identificação de possíveis fontes de ineficiência técnica, bem como a alternativas que possibilitam o aumento da produtividade (FERREIRA; GOMES, 2009).

Sousa Junior (2003) destaca que a tecnologia produtiva é considerada um conjunto composto de dois tipos de planos de operação viáveis: os planos eficientes, definidos pela função de produção e que formam a fronteira de eficiência da tecnologia de produção, e os demais planos de operação viáveis, obviamente ineficientes, que formam o interior da tecnologia (SOUSA JUNIOR, 2003). Fare, Grosskopf e Lovell (1994) conceituam que a medida de mudanças na produtividade, geralmente, está baseada no conceito de produtividade total de fatores, que é definida pelo aumento no produto líquido devido ao aumento nos insumos utilizados na produção.

A avaliação de eficácia consiste na análise do cumprimento das metas traçadas por um determinado projeto. O monitoramento da eficácia, que ocorre ao final do projeto, apresenta informações sobre as metas alcançadas e se elas correspondem ou divergem em relação ao que havia sido proposto no início do projeto (MINAYO, 2011). Conceitualmente, eficácia representa o atendimento aos objetivos propostos, sem considerar os recursos utilizados. Pode-se dizer que algo é eficaz se o objetivo final foi atingido independente dos recursos utilizados.

A avaliação de efetividade é mais profunda que a avaliação de eficácia. Ela capta os efeitos de um projeto ou programa, e tem por finalidade aferir as mudanças quantitativas e qualitativas promovidas pela intervenção (MINAYO, 2011). Considera o antes e o depois da execução de uma mudança ou compara os resultados obtidos com outra situação em condições semelhantes, sobre a qual não houve a mudança. Megginson (1986) destaca que a efetividade é a capacidade de “fazer a coisa certa” ou fazer com que as coisas sejam realizadas. Isso inclui a escolha dos objetivos mais apropriados e os métodos certos para alcançar os objetivos definidos. Sandroni (1996) conceitua o termo efetividade como o desempenho de uma organização em relação aos resultados alcançados e aos objetivos propostos.

Eficiência difere de eficácia por se referir ao processo, forma, de realizar uma tarefa. No conceito de eficiência, não se examina se aquilo que foi produzido com eficiência é eficaz, isto é, se o produto ou o resultado do trabalho eficiente está adequado à finalidade proposta. Sandroni (1999) destaca que uma ação pode ser eficiente sem ser eficaz, assim a eficiência é a comparação dos resultados alcançados com os recursos utilizados. Quanto mais resultados obtidos para uma determinada quantidade de recursos disponíveis, maior a eficiência organizacional. Soares de Mello et al. (2005) citam que a eficiência compara o que foi produzido, dado os recursos disponíveis, com o que poderia ter sido produzido com os mesmos recursos. Coelli et al. (2005) destacam que a eficiência pode ser analisada sob dois aspectos, eficiência técnica e eficiência de escala.

Eficiência técnica está relacionada como a capacidade de um processo produzir uma determinada quantidade utilizando a menor quantidade de insumos com relação aos demais processos observados. A eficiência técnica também pode ser entendida como a habilidade de obter a máxima produção a partir de um conjunto dado e fixo de insumos. A medida de eficiência técnica tem importância tanto do ponto de vista teórico como empírico. É relevante por permitir testar empiricamente argumentos teóricos e obter medidas para aumentar o desempenho de firmas ou indústrias, visto que uma firma ou indústria pode aumentar sua produção, simplesmente aumentando a eficiência, sem qualquer utilização adicional de recursos (FERREIRA; GOMES, 2009). Do ponto de vista microeconômico, a função de produção, quando orientada ao produto, aponta a máxima quantidade de produto que pode ser obtida, combinando várias quantidades de insumos; por outro lado, quando orientada para o insumo, a função de produção descreve a quantidade mínima de insumos necessária para alcançar um dado nível de produto (FARRELL, 1957). A eficiência de escala, segundo Färe et al. (1994), é resultado do nível de máxima produção situada sob a fronteira eficiente; assim, pontos fora da escala ótima de produção não são plenamente eficientes. Ferreira e Gomes (2009) destacam que a eficiência de escala está relacionada com a tecnologia disponível para produzir.

Do ponto de vista econômico, eficiência denominada econômica ou alocativa reflete a habilidade de utilizar os insumos em proporções ótimas, considerando-se os preços dos insumos, minimizando os custos (FERREIRA; GOMES, 2009). Segundo Sousa Junior (2003), a eficiência pode ser desmembrada em dois

componentes, eficiência técnica, que reflete a habilidade da unidade de análise em obter a máxima produção, dado um conjunto de insumos; e eficiência alocativa, que reflete a habilidade da unidade de análise em utilizar os insumos em proporções ótimas, dado seus preços relativos. Essas duas medidas são combinadas para se obter uma medida de eficiência econômica total.

Os primeiros ensaios que objetivavam definir e analisar a eficiência foram elaborados por Debreu (1951), Färell (1957) e Färell e Fiekdhouse (1962), sendo que o texto de Färell de 1957 objetivava identificar uma maneira de avaliar o impacto de mais de uma entrada e mais de uma saída.

O problema da medição da eficiência produtiva de uma indústria é importante tanto para economistas quanto os responsáveis pela política econômica. Se os argumentos teóricos, quanto à eficiência relativa de diferentes sistemas econômicos forem submetidos a testes empíricos, isto é essencial para ser capaz de fazer algumas medições reais de eficiência. Igualmente, se o planejamento econômico é preocupar-se com setores específicos, é importante saber o quanto um determinado setor pode esperar de aumento na sua produção simplesmente aumentando a sua eficiência, sem utilizar mais recursos (FÄRREL, 1957, p. 11).

Conforme Färell (1957), o índice de eficiência para casos de múltiplas entradas e múltiplas saídas pode ser obtido pela equação (2.1).

$$Eficiência_k = \frac{\sum_j u_j Y_{jk}}{\sum_i v_i X_{ik}} \quad (2.1)$$

Onde:

u_j – peso de cada *output* j

v_i – peso de cada *input* i

Y_{jk} – representa a *output* j da unidade k

X_{ik} – representa a *input* i na unidade k

O *Benchmarking* surgiu na *Xerox Corporation* em 1979 com o objetivo de identificar qual das suas filiais apresentava o melhor desempenho operacional e avaliar quais as práticas adotadas, replicando essas práticas às demais filiais do grupo. O *benchmarking* pode ser definido como um processo contínuo e sistemático utilizado para investigar o resultado (em termos de eficiência e eficácia) de unidades

com processos e técnicas comuns de gestão (LINDAU; COSTA; SOZA, 2001). Assim, o *benchmarking* é um parâmetro de comparação entre o desempenho de empresas, processos, produtos, serviços e práticas (CAMP, 1993; CAMP, 1998; SPENDOLINI, 1993). Além disso, de acordo com Camp (1998), o *benchmarking* identifica os processos, práticas e métodos gerenciais para avaliar um ambiente competitivo, sendo assim continuamente monitorados para garantir a descoberta das melhores práticas exercidas por outras empresas. O Quadro 4, baseado em Rakesh et al. (2008), apresenta os principais autores e suas definições sobre *benchmarking*.

Quadro 4: Definições *Benchmarking*

Literatura	Definição <i>Benchmarking</i>
Camp (1989)	Busca por melhores práticas que conduzam a um desempenho superior.
McNair e Leibfried (1992)	Busca externa de atividades, funções ou operações para alcançar melhora contínua interna.
Spendolini (1992)	Processo contínuo e sistemático para avaliar produtos, serviços e processos de trabalho das organizações que são reconhecidas como representantes das melhores práticas, com a finalidade de melhoria organizacional.
Watson (1993)	Procura contínua de melhores práticas que levem a um desempenho competitivo superior.
Partovi (1994)	Busca pelas melhores práticas da indústria, capazes de levar a performances superiores através de sua implementação.
American Productivity and Quality Centre (1998)	Processo de melhoria contínua de desempenho através de identificar, entender (estudando e analisando) ou adaptando as práticas identificadas dentro e fora da organização.
Bhutta e Huq (1999)	Ferramenta de melhoria, através da comparação com outras organizações reconhecidas como os melhores em determinado processo ou prática.

Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Rakesh et al. (2008, p. 104)

O *benchmarking* por vezes está associado a um processo de comparação externo, entre empresas ou organizações, porém Spendolini (1993) destaca que o processo de *benchmarking* pode ser interno. Assim, Southard e Patente (2007) definem o *benchmarking* interno como a atividade de identificar os padrões internos de desempenho, identificando suas melhores práticas internas de negócios, e depois transferindo aquelas informações para outras partes da organização. Para O'Dell e Grayson (1998), *benchmarking* interno é o processo de identificar, compartilhar e usar o conhecimento e práticas dentro da própria organização.

A Figura 3 resume os conceitos apresentados auxiliando no entendimento dos conceitos de eficácia, eficiência, produtividade e *benchmarking*. Pode-se observar

na Figura 3 que o conceito de produtividade situa-se no topo do conceito de eficiência. Com isso, pretende-se demonstrar a proximidade entre os conceitos que diferem basicamente na questão utilização dos recursos (COELLI et al., 2005). O conceito de efetividade conecta-se à eficiência e eficácia por ser a união dos dois conceitos, e ao *benchmarking*, por ser este o mais efetivo, e conseqüentemente é eficiente e eficaz.

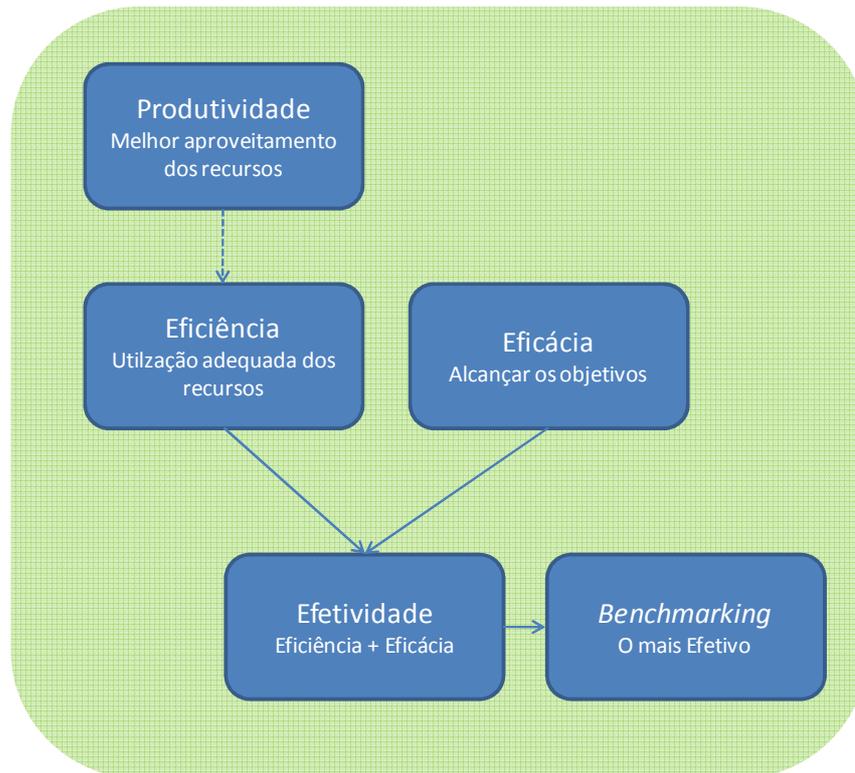


Figura 3: Resumo conceitos
Fonte: Elaborado pelo autor

Coelli et al. (2005) destacam que os termos produtividade e eficiência são muitas vezes confundidos e utilizados de forma equivocada. Por essa razão, vale reforçar a diferença entre os conceitos da forma como serão considerados nesta dissertação. Coelli et al. (2005) exemplificam a diferença considerando o comportamento de uma empresa, conforme ilustrado no Gráfico 3. Se uma empresa opera no ponto A, e se movimenta para o B, passa a ser tecnicamente eficiente; já se o deslocamento for para o ponto C, ela estará operando no ponto de máxima produtividade possível; o ponto C é denominado ponto de eficiência de escala. A partir dessa discussão, é possível concluir que uma empresa pode ser tecnicamente eficiente, mas ainda pode ser capaz de melhorar a sua produtividade, através da exploração de eficiência de escala. Quando se considera as comparações de produtividade através do tempo, uma fonte adicional de variação da produtividade,

chamada de mudança tecnológica, é observada,. Isso envolve avanços na tecnologia que podem ser representados por deslocamentos na fronteira de produção que nesta dissertação serão explorados através do índice de Malmquist.

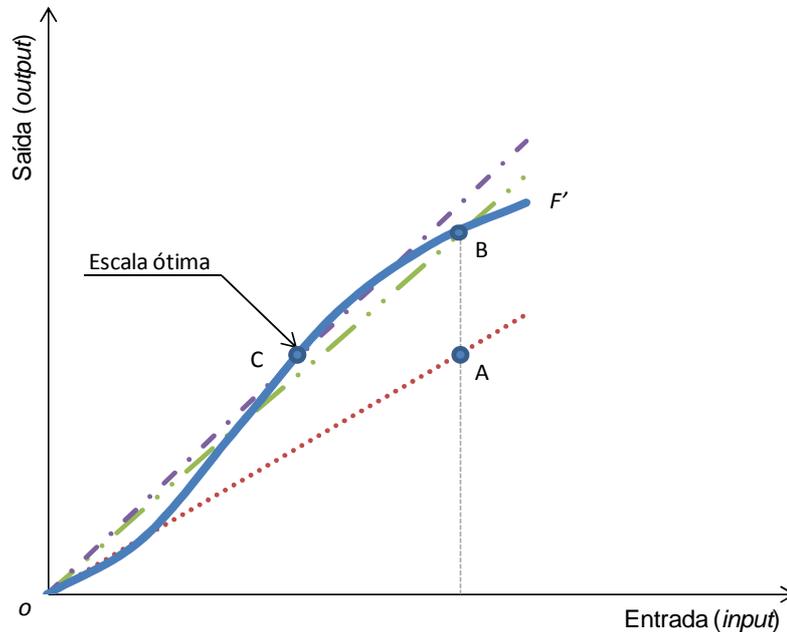


Gráfico 3: Fronteira de produtividade e eficiência técnica
Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Coelli et al. (2005, p. 5)

Com os conceitos apresentados, principalmente de eficiência e produtividade, que são entendidos para esta dissertação como: eficiência sendo a comparação da capacidade de unidades de análise em transformar insumos em produtos e produtividade, ou fator total de produtividade a comparação do deslocamento da fronteira de eficiência. Na próxima seção, serão apresentados alguns métodos para cálculo de eficiência e produtividade. Dentre eles, será dado maior destaque à análise envoltória de dados (DEA) e ao índice de Malmquist por terem sido os métodos escolhidos para o desenvolvimento da pesquisa presente nesta dissertação.

2.2 MÉTODOS DE CÁLCULO DE EFICIÊNCIA E PRODUTIVIDADE

Os cálculos de eficiência tiveram origem com FÄRRELL (1957), posteriormente adaptado por Banker, Charnes e Cooper (1984), que partiram do trabalho de Debreu (1951) e Koopmans (1951), a fim de definir uma medida simples para eficiência de uma unidade de tomada de decisão que utiliza vários insumos

(FERREIRA; GOMES, 2009). Coelli et al. (2005) indicam que os métodos para cálculo da eficiência podem ser classificados quanto à natureza dos dados em paramétricos ou não-paramétricos, e quanto ao método, podendo ser classificados em de fronteira e não fronteira (MARQUES; SILVA, 2006). Sampaio (2005) reforçam a existência de abordagens distintas para a medida de eficiência de unidades produtivas: a paramétrica e a não-paramétrica. No primeiro caso, postula-se que a fronteira do conjunto produtivo possa ser representada por uma função de produção cuja forma funcional é definida *a priori* para a tecnologia. A especificação da função de produção é a maior limitação da abordagem paramétrica. As medidas de eficiência podem variar muito segundo a função escolhida. Esta é a diferença principal entre as duas abordagens. A não-paramétrica não se baseia em uma função especificada *a priori*. A forma da fronteira do conjunto produtivo é determinada considerando-se que o conjunto de produção deve satisfazer determinadas propriedades, não havendo suposições sobre a fronteira propriamente dita.

A principal diferença entre os métodos reside nas suposições subjacentes a respeito dos dados. Os métodos paramétricos estão relacionados à mensuração de dados utilizando escala de intervalo ou de razão, calçados em parâmetros (ex.: média, desvio padrão), partindo de pressupostos para testar a amostra. Já os métodos de cálculo não paramétricos são utilizados quando os parâmetros violam os pressupostos da amostra. Os métodos estatísticos paramétricos supõem ainda uma relação funcional, correlação, entre a produção e os insumos (FERREIRA; GOMES, 2009).

O termo fronteira, utilizado em análise de eficiência, é definido por Gregoriou e Zhu (2005) como uma superfície formada pelas unidades de análise eficientes, para qualquer relação *input output*, e que nenhuma outra unidade de análise da amostra consegue transpor. Os métodos de fronteira e não fronteira divergem essencialmente na afirmação da definição de eficiência. Os métodos de não fronteira pressupõem que se conheça *a priori* a eficiência máxima, 1 (100%); assim a eficiência é definida e atingida por uma unidade de análise se, e somente se, nenhum de seus insumos possa ser reduzido sem que se reduza também os seus produtos ou ainda que seus produtos não possam aumentar sem que se aumente também seus insumos. Para os métodos de fronteira, a eficiência máxima é atingida por uma unidade de análise se, e somente se, os desempenhos das outras unidades

de análise do conjunto analisado não demonstrem que os insumos ou produtos da unidade de análise eficiente possam ser melhorados (FERREIRA; GOMES, 2009). O Quadro 5 apresenta alguns dos principais métodos estatísticos utilizados e suas classificações com relação à característica dos dados e existência de fronteira.

Quadro 5: Resumo das técnicas para cálculo de eficiência e produtividade

Técnica	Características		
Análise Envoltória de Dados (DEA)	Não Paramétrico	Multivariadas	Fronteira
Índice de Laspeyres	Paramétrico	Univariadas	Não Fronteira
Índice de Paasche	Paramétrico	Univariadas	Não Fronteira
Índice de Fischer	Paramétrico	Univariadas	Não Fronteira
Índice de Törnqvist	Paramétrico	Multivariadas	Não Fronteira
Índice de Malmquist	Paramétrico	Multivariadas	Não Fronteira
Processo de Análise Hierárquica (AHP)	Não Paramétrico	Multivariadas	Não Fronteira
Mínimos Quadrados Ordinais (OLS)	Paramétrico	Multivariadas	Não Fronteira
Mínimos Quadrados Ordinais Corrigidos (COLS)	Paramétrico	Multivariadas	Fronteira
Análise de Fronteira Estocástica (SFA)	Paramétrico	Multivariadas	Fronteira
Free Disposal Hull (FDH)	Não Paramétrica	Multivariadas	Fronteira
Thick Frontier Approach (TFA)	Paramétrica	Multivariadas	Fronteira
Distribution Free Approach (DFA)	Paramétrica	Multivariadas	Fronteira

Fonte: Elaborado pelo autor

Apresentada a introdução aos métodos de cálculo de eficiência e produtividade, na próxima seção, será apresentado o referencial sobre a análise envoltória de dados (DEA).

2.2.1 Análise Envoltória de Dados (DEA)

A análise envoltória de dados, DEA (*Data Envelopment Analysis*), tem seu primeiro registro datado de 1978 com o texto seminal de Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E.L., *Measuring the efficiency of decision making units. Publicado pelo European Journal of Operational Research 2*, p. 429-444 (EMROUZNEJAD; PARKER; TAVARES, 2008). Charnes, Cooper e Rhodes, no texto de 1978,

destacam que a análise envoltória de dados, DEA, é uma extensão, interpretação e exposição da medição de eficiência proposta por Färell (1957), que tem como objetivo comparar a eficiência de diferentes unidades de avaliação ou análise, denominadas DMU's (*Decision Make Units*). As unidades de tomada de decisão (DMU) são os elementos ou unidades produtivas (restaurante, escola, hospital banco, indústria entre outros). Macedo, Silva e Santos (2006) complementam dizendo que o termo DMU pode ser definido como um departamento, divisão ou unidade administrativa, ou até um item cuja eficiência está sendo avaliada. As DMU's são as unidades de análise utilizadas na análise envoltória de dados. Para que seja possível realizar comparações e fazer inferências, mesmo em escalas diferentes, é necessário que as unidades de análise atendam aos requisitos entre ter homogeneidade, possuir os mesmos *inputs e outputs*, realizar tarefas e ter objetivos similares, autonomia na tomada de decisões e condições similares de trabalho.

Nos textos disponíveis, o termo entrada também é encontrado com *input* ou insumo, assim como o termo saída *output* ou produto. As unidades de análise DMU's apresentam um escore de eficiência relativa de múltiplos *inputs* e múltiplos *outputs*. Para Macedo (2004), a análise envoltória de dados (DEA) utiliza métodos de programação linear para construir uma fronteira, não-paramétrica, sobre os dados, onde medidas de eficiência são calculadas em relação à fronteira. A Figura 4 ilustra a relação entre unidade de tomada de decisão (DMU) *inputs* e *outputs* da forma que é abordada na análise envoltória de dados.

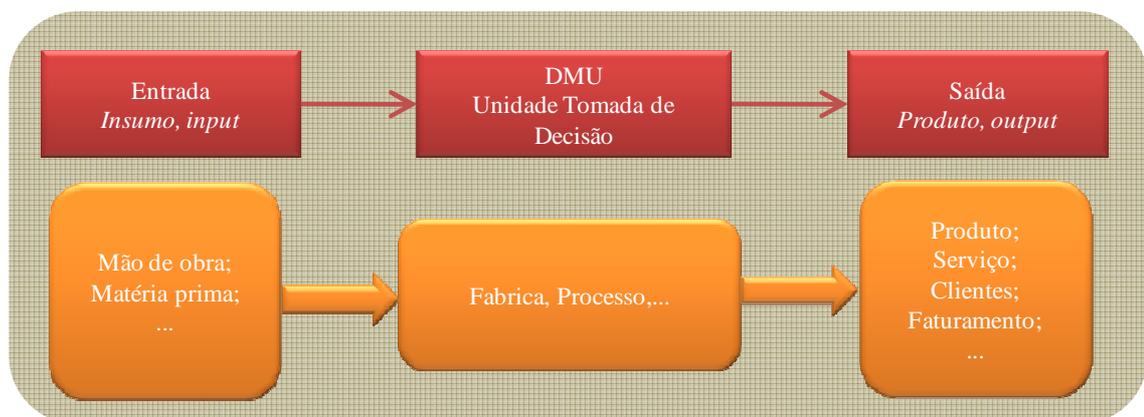


Figura 4: Quadro esquemático da análise envoltória de dados - DEA

Fonte: Elaborado pelo autor

Um dos objetivos de medir a eficiência é a identificação do *benchmarking*, para avaliar suas políticas, pontos fortes e fracos e melhores práticas. Baixas eficiências indicam a oportunidade de identificar quais os fatores que tornaram uma

DMU ineficiente, servindo como base para avaliação e elaboração de estratégias para torná-la eficiente. Importante salientar que a análise envoltória de dados não faz inferências das causas, porquês, de uma DMU não ser eficiente, identifica somente em qual recursos a DMU não é eficiente e qual outra unidade de análise serve como referência de eficiência.

Lins e Meza (2000) destacam que uma das diferenças mais importantes da análise envoltória de dados, em relação às demais técnicas de análise de eficiência, é não necessitar converter todos os insumos e produtos em unidades monetárias. Também destacam que a análise envoltória de dados não é baseada em fórmulas teóricas para o cálculo do índice de eficiência, mas sim em dados reais. A análise envoltória de dados considera a possibilidade de que os dados *outliers* não representam apenas desvios em relação ao comportamento médio, mas sim possíveis referências a serem estudadas pelas demais unidades de análise. Ao contrário das abordagens paramétricas (baseadas em parâmetros estatísticos tradicionais), os modelos de análise envoltória de dados otimizam cada observação individual com o objetivo de determinar uma fronteira que compreende o conjunto de unidades de análise (FERREIRA; GOMES, 2009). Charnes et al. (1994) também destacam que a análise envoltória de dados produz uma única medida agregada para cada unidade de análise relacionada à utilização do fator insumo para realizar produções desejáveis. A técnica pode também ser ajustada para receber variáveis exógenas, além de poder incorporar variáveis categóricas ou *dummies* (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984). Para garantir o êxito da aplicação da técnica, Oliveira (2008) sugere três etapas básicas a serem seguidas: *i*) definição e seleção das unidades de análise; *ii*) definição e seleção das variáveis (*inputs* e *outputs*); e *iii*) escolha do modelos de aplicação e orientação.

A seleção do conjunto de unidades de análise (DMU's) que fará parte do modelo deve ser feita respeitando-se os requisitos anteriormente descritos. Outro fator relevante é a quantidade mínima de DMU's a serem utilizadas. A quantidade está relacionada com a quantidade de *inputs* e *outputs*, por isso normalmente o número de DMU's deve ser três vezes maior que a soma das *inputs* e *outputs* consideradas no modelo (FERREIRA; GOMES, 2009).

As variáveis selecionadas para o modelo devem ter a capacidade de descrever da maneira fiel o processo ou a DMU, porém um número muito grande de variáveis implica a redução da capacidade de discriminar as DMU's (MACEDO,

2004). Desse modo, a seleção de variáveis deve ser validada por especialistas, utilizando-se preferencialmente métodos estatísticos.

A terceira etapa da técnica de Oliveira (2008) é a escolha do modelo de aplicação. Os dois modelos de DEA mais difundidos são: i) com retornos constantes de escala chamados de CRS (Constant Returns to Scale) ou CCR (Charnes, Cooper and Rhodes) apresentado por Charnes, Cooper e Rhodes (1978); ii) o modelo com retornos variáveis de escala chamado de VRS (Variable Return to Scale) ou BCC (Banker, Charnes e Cooper) apresentado por Banker, Charnes e Cooper (1984). Esses dois modelos (CRS e VRS) podem apresentar objetivos distintos, sendo eles: maximizar as saídas ou minimizar as entradas. Em função do objetivo, é definida a orientação do modelo podendo ser este orientado para as entradas (*inputs*), visando a sua minimização. Outro modelo possível são os modelos orientados para as saídas (*outputs*), que visam à maximização da saída (*outputs*) sem alteração das entradas. Há ainda um terceiro modelo híbrido, de acordo com o qual se reduz as entradas e aumenta-se as saídas simultaneamente. Os modelos permitem que cada DMU use pesos diferentes para cada variável da forma que lhe for mais conveniente ou favorável (FERREIRA; GOMES, 2009), porém, quando aplicados estes mesmos pesos às outras DMU's, não devem gerar uma razão superior à unidade (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984).

2.2.1.1 Modelo Retorno Constante de Escala (CRS)

Modelo de retorno constante de escala em que qualquer variação nas *inputs* implica uma variação proporcional na *output*. O modelo é uma generalização do trabalho de Farrel (1957), para múltiplos insumos e múltiplos produtos, sendo a eficiência verificada através do quociente entre a soma ponderada das *inputs* pela soma ponderada das *outputs* formando uma superfície linear, não paramétrica, sobre os dados.

$$Eff_o = \frac{\sum_{j=1}^m u_j y_{jo}}{\sum_{i=1}^r v_i x_{io}} = \frac{u_1 y_{1o} + u_2 y_{2o} + \dots + u_m y_{mo}}{v_1 x_{1o} + v_2 x_{2o} + \dots + v_r x_{ro}} \quad (2.2)$$

$$\begin{aligned}
 & s.a \\
 & \frac{\sum_{j=1}^m u_j y_{jk}}{\sum_{i=1}^r v_i x_{ik}} = \frac{u_1 y_{1k} + u_2 y_{2k} + \dots + u_m y_{mk}}{v_1 x_{1k} + v_2 x_{2k} + \dots + v_r x_{rk}} \leq 1, \forall k, ou, k = 1, 2, \dots, n \\
 & u_1, u_2, \dots, u_m \geq 0; \forall j, ou, j = 1, 2, \dots, m \\
 & v_1, v_2, \dots, v_r \geq 0; \forall i, ou, i = 1, 2, \dots, r
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

Onde:

Eff_o = eficiência da DMU₀;

r = número total de entradas (*inputs*);

m = número total de saídas (*outputs*);

n = número de DMU's;

u_j, v_i = pesos da saída (*output*) e entrada (*input*) respectivamente;

X_{ik}, Y_{jk} = entrada (*input*) i e saída (*output*) j da DMU $k, k = 1, \dots, n$;

X_{i0}, Y_{j0} = entrada (*input*) i e saída (*output*) j da DMU₀.

A solução da equação (2.2) resulta nos valores das incógnitas u_j, v_i que maximizam a medida de eficiência técnica da DMU₀, sujeita às restrições estabelecidas na equação (2.3), na qual todas as medidas de eficiência de todas as DMU's sejam menores ou igual a um e que a soma dos pesos das *inputs* e a soma dos pesos das *outputs*, de cada DMU, seja maior ou igual a zero (restrição de não negatividade). A solução da equação (2.2) caracteriza um problema de programação fracionária, que permite infinitas soluções; para transformar a questão em um problema de programação linear, que permite a identificação de uma solução adequada, são aplicados os seguintes procedimentos: *i*) o denominador é considerado igual à unidade; e *ii*) diferença entre o numerador e o denominador deve ser menor ou igual a zero, considerando-se que a eficiência varie de zero a um. Assim, a equação (2.4) representa a solução para o modelo com as restrições ilustradas na equação (2.5).

$$\text{Maximizar } Eff_o = \sum_{j=1}^m u_j y_{jo} \quad (2.4)$$

s.a

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^r v_i x_{io} &= 1 \\ \sum_{j=1}^m u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{jk} &\leq 0, \forall k \\ u_j, v_i &\geq 0, \forall i, j \end{aligned} \quad (2.5)$$

A Figura 5 apresenta uma ilustração hipotética para um exemplo com uma *input* e uma *output* para o modelo DEA CRS orientado para a entrada. Na ilustração, cada DMU está representada pelas letras de A a E, a reta os é a fronteira da eficiência referenciada pela DMU C. A eficiência de outra DMU, como por exemplo B, é dada por (pq/pB) . Outro elemento que pode ser visualizado na Figura 5 é a ineficiência representada pela distância da DMU - a fronteira de eficiência criada pelas unidades de análise mais eficientes da amostra.

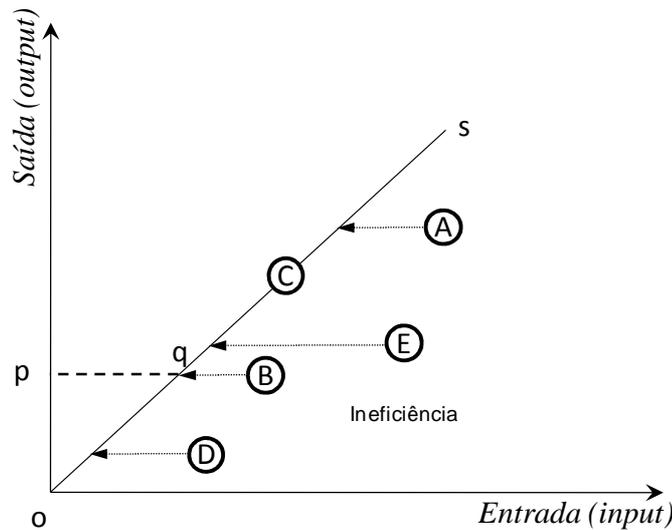


Figura 5: Fronteira CRS orientada a entrada (*input*)
Fonte: Elaborada pelo autor a partir de Cooper et al. (2004, p.16)

O modelo CRS orientado para a *output* objetiva a maximização das *outputs* sem alteração das *inputs*. No modelo com orientação para a *input*, h_o assume valores superiores a um. Para evitar esse inconveniente, a eficiência é definida como o inverso de h_o , equação (2.6).

$$h_o = \frac{1}{Eff_o} \quad (2.6)$$

A função objetivo do modelo com retornos constantes de escala, orientado a *output* é minimizar h_o , conforme apresentado na equação (2.7) sujeito às restrições da equação (2.8).

$$\text{Minimizar } h_o = \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} \quad (2.7)$$

s.a

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{j0} = 1 \quad (2.8)$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} \leq 0, \forall k$$

$$u_j, v_i \geq 0, \forall i, j$$

A Figura 6 apresenta uma ilustração hipotética com uma *input* e uma *output* para o modelo DEA CRS orientado para a *output*. Na ilustração, cada DMU está representada pelas letras de A a E, a reta os é a fronteira da eficiência referenciada pela DMU C. A eficiência de outra DMU, como por exemplo, B é dada por (pB/pq) .

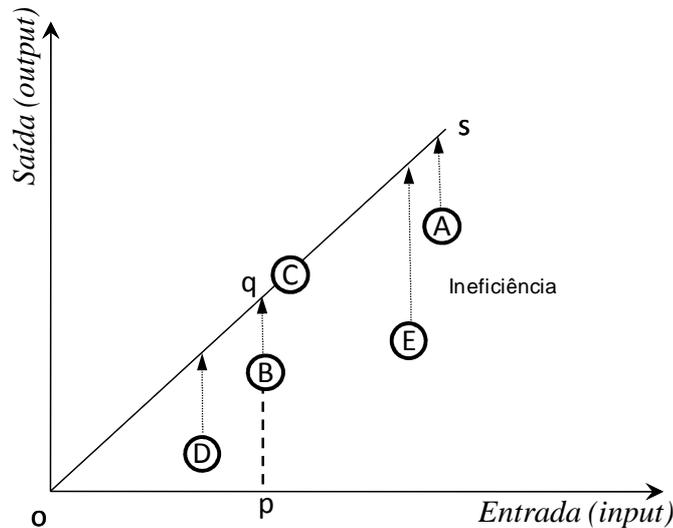


Figura 6: Fronteira CRS orientada a saída (*output*)

Fonte: Elaborada pelo autor a partir de Cooper et al. (2004, p.16)

Nesta seção, apresentou-se o referencial sobre o modelo de análise com retornos constantes de escala (CRS); já na próxima seção, será apresentado o modelo com retornos variáveis de escala (VRS).

2.2.1.2 Modelo Retorno Variável de Escala (VRS)

Modelo Banker, Charnes e Cooper (1984), também é conhecido como modelo de retornos variáveis de escala, VRS (*Variable Return to Scale*), este modelo é uma derivação do modelo anterior de retornos constantes de escala, CRS, porém no modelo VRS é considerado que a função produção não é linear, ocorrendo variações com a escala. Existem dois tipos de retorno de escala possíveis, o retorno decrescente de escala: quando um aumento nas entradas gera um aumento proporcionalmente menor nas saídas e o retorno crescente de escala quando o aumento das saídas seja proporcionalmente maior ao aumento das entradas.

Nesse modelo, o axioma da proporcionalidade entre entradas e saídas é substituído pelo axioma da convexidade, ou seja, não é considerado que a relação de eficiência seja mantida linear de zero a infinito, mas sim que a curva representativa apresente curvatura nas extremidades. A Figura 7 ilustra uma representação hipotética e uma comparação da fronteira de eficiência do modelo VRS e CRS. Outro elemento observado na Figura 7 é a eficiência de escala, representada graficamente pela distância das unidades eficientes do modelo com retornos variáveis de escala (VRS) para a fronteira com retornos constantes de escala (CRS).

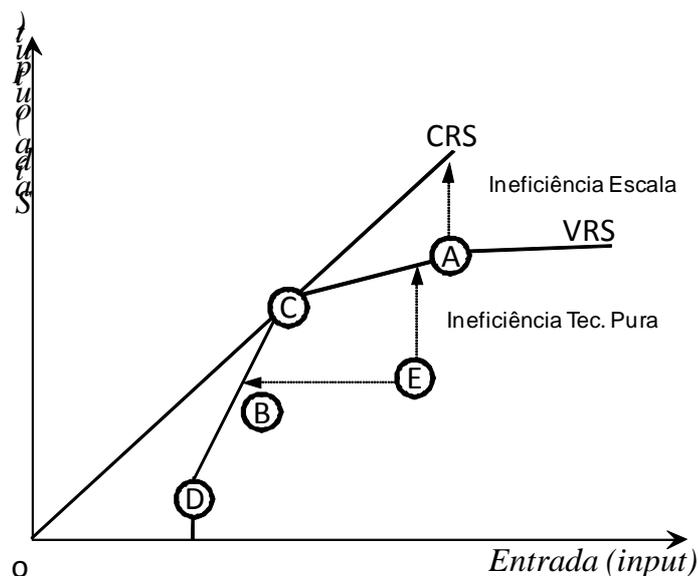


Figura 7: Fronteira VRS e CRS

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Ferreira e Gomes (2009, p.124)

A convexidade do Modelo VRS é introduzida pela inclusão de uma restrição (λ) ao modelo CRS, que requer que o somatório da restrição λ seja igual à unidade, como representado na equação (2.9) do modelo VRS orientado para a *input*.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } h_0 \\
 & \text{s.a} \\
 & h_0 x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \forall i \\
 & -y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \forall j \\
 & \sum_{k=1}^n \lambda_k = 1 \\
 & \lambda \geq 0, \forall k
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

O modelo VRS, assim como o CRS, também pode ter orientação para as entradas (*inputs*) ou para as saídas (*outputs*). A equação (2.10) representa o modelo VRS orientado para as saídas.

$$\begin{aligned}
 & \text{Max } h_0 \\
 & \text{s.a} \\
 & x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \forall i \\
 & -h_0 y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \forall j \\
 & \sum_{k=1}^n \lambda_k = 1 \\
 & \lambda \geq 0, \forall k
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

O Quadro 6 apresenta um resumo das técnicas tradicionais de análise envoltória de dados, suas aplicações e objetivos.

Quadro 6: Modelos DEA e aplicações

Modelo	Orientação	Aplicação	Objetivo
CRS	<i>Input</i>	Utilizado quando há relação de proporcionalidade entre <i>inputs</i> e <i>outputs</i> .	Minimizar as <i>inputs</i> ou insumos.
	<i>Output</i>	Utilizado quando há relação de proporcionalidade entre <i>inputs</i> e <i>outputs</i> .	Maximizar os <i>outputs</i> ou produtos.
VRS	<i>Input</i>	Utilizado quando não há relação de proporcionalidade entre <i>inputs</i> e <i>outputs</i> .	Minimizar as <i>inputs</i> ou insumos.
	<i>Output</i>	Utilizado quando não há relação de proporcionalidade entre <i>inputs</i> e <i>outputs</i> .	Maximizar os <i>outputs</i> ou produtos.

Fonte: Elaborado pelo autor

Apresentados os modelos de análise envoltória de dados, nas próximas seções, serão apresentados tópicos adicionais, iniciando-se pela eficiência e rendimento de escala.

2.2.1.3 Eficiência e Rendimento de Escala

Ferreira e Gomes (2009) destacam que as ineficiências de uma DMU podem ter origens distintas sendo necessária sua análise. Färe et al. (1994) apontam que a origem da ineficiência de uma DMU pode estar associada à ineficiência técnica, operacional ou de escala de produção. A eficiência de escala resulta do nível de máxima produção, situada sob a fronteira eficiente, mais adequado em razão da tecnologia adotada.

A eficiência de escala pode ser calculada através da equação (2.11), quociente da eficiência com retornos constantes (CRS) pela eficiência com retornos variáveis (VRS). Valores de eficiência de escala igual a um, isto é, eficiência com retorno constante (CRS) igual à eficiência com retorno variável de escala (VRS), indicam que a DMU opera em sua escala de produção máxima (MPSS – *Most Productive Scale Size*) também chamada de escala ótima de produção (FERREIRA; GOMES, 2009).

$$Eff_{Escala} = \frac{Eff_{CRS}}{Eff_{VRS}} \quad (2.11)$$

Para resultados de eficiência de escala diferentes de um, Banker, Charnes e Cooper (1984) indicam que o rendimento de escala pode ser verificado através da equação (2.12). Caso o somatório dos escores (λ) das DMU's de referência, *benchmark* seja maior que um, então os retornos de escala serão crescentes, mas, caso seja menor que um, os retornos de escala serão decrescentes.

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^n \lambda_k &= 1, \text{ Retornos Constantes;} \\ \sum_{k=1}^n \lambda_k &> 1, \text{ Retornos Crescentes;} \\ \sum_{k=1}^n \lambda_k &< 1, \text{ Retornos Decrescentes;} \\ \lambda &\geq 0, \forall k \end{aligned} \quad (2.12)$$

Apresentados a eficiência e o rendimento de escala, na próxima seção, serão abordados os alvos e valores de referência calculados para as unidades de análise.

2.2.1.4 Alvos

Os modelos de análise envoltória de dados permitem o cálculo dos alvos, que são os valores que devem ser visados pelas DMU's ineficientes, para cada *input* ou *output*. Os alvos são os valores que fazem com que a DMU eleve sua eficiência até a unidade, um. O cálculo do alvo para a DMU é realizado conforme a equação (2.13), sendo o resultado do produto da posição atual do insumo pelo escore (λ) das DMU's de referência.

$$\text{Alvo} = \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \quad (2.13)$$

2.2.1.5 Propriedade, Vantagens e Limitações

Nesta seção, serão apresentadas as principais propriedades, vantagens e limitações da análise envoltória de dados. Além disso, ela tem por finalidade elucidar os aspectos citados.

Em qualquer modelo de análise envoltória de dados escolhido, retornos constantes (CRS) ou variáveis (VRS) de escala, a unidade de análise que apresentar a melhor relação entre *inputs* e *outputs* sempre será eficiente. Assim, as melhores unidades de análise serão identificadas podendo variar a distância dela para as demais em função do modelo utilizado. O modelo com retornos constantes de escala (CRS) orientado para os inputs ou outputs apresenta proporcionalidade entre entradas e saídas. Outra propriedade é que a análise envoltória de dados oferece as medidas de eficiência da amostra. Desse modo, a entrada de uma nova unidade de análise, mais eficiente que as demais, pode alterar os escores de eficiência das unidades de análise.

Entre as vantagens da análise envoltória de dados, destacam-se a simplicidade de incorporar novas *inputs* ou *outputs* ao modelo, bem como remover *inputs* ou *outputs* que não auxiliam a descrição do processo em estudo. Na análise envoltória de dados, não há necessidade de converter todas as *inputs* e *outputs* em unidades monetárias. Cabe destacar que essa vantagem é importante, pois permite o uso de variáveis imensuráveis monetariamente, além de possibilitar analisar atributos diferentes de custos. Dessa forma, a função objetivo pode estar relacionada a outras questões. Não há necessidade de conhecer a função produção ou a maneira como são transformadas as entradas (*inputs*) em saídas (*outputs*), reduzindo, mas não eliminando, a demanda por suporte de especialistas do processo em análise. Identificação, dentro das unidades de análise da amostra, da unidade de melhor eficiência, a fim de servir como referência, *benchmarking*, para as demais avaliarem e melhorarem seu desempenho. A análise envoltória de dados fornece um único índice para cada unidade de análise, sem a necessidade de atribuir o mesmo peso para cada *input* e *output* para as unidades de análise. Outra vantagem da análise envoltória de dados é a possibilidade de verificar o desvio para cada *input* e *output* da unidade de referência, *benchmarking*.

A análise envoltória de dados também possui algumas limitações. Dentre elas, está a utilização de uma única observação para cada *input* e *output*, possibilitando uso de dados discrepantes, que não representem uma condição normal da variável. O uso de dados discrepantes pode gerar desvios na eficiência da unidade de análise e até da fronteira de eficiência. Macedo (2004) salienta que os modelos são sensíveis com a relação da quantidade de unidades de análise com a quantidade de *inputs* e *outputs*. Assim, a relação é uma preocupação para a capacidade do modelo de discriminar unidades eficientes e ineficientes. Ferreira e Gomes (2009) recomendam que o número de unidades de análise seja no mínimo três vezes maior que a soma das *inputs* e *outputs*. Já Lins e Meza (2000) salientam que, para garantir o poder discriminatório entre unidades eficientes e ineficientes, a quantidade de unidades de análise deve ser, no mínimo, o dobro do número de variáveis utilizadas no modelo. Por ser um problema de programação linear, pode apresentar mais de uma solução ótima. A representação gráfica, como visto nas figuras 5, 6 e 7, em um plano bidimensional, podem representar somente duas variáveis, sendo utilizada principalmente para fins didáticos de entendimento da técnica. Existem representações tridimensionais, conforme ilustrado na Figura 8,

extraída de Lins et al. (2007), em que são representadas três variáveis. Adverte-se para o fato de que as unidades de análise que estão abaixo da superfície gerada não são eficientes.

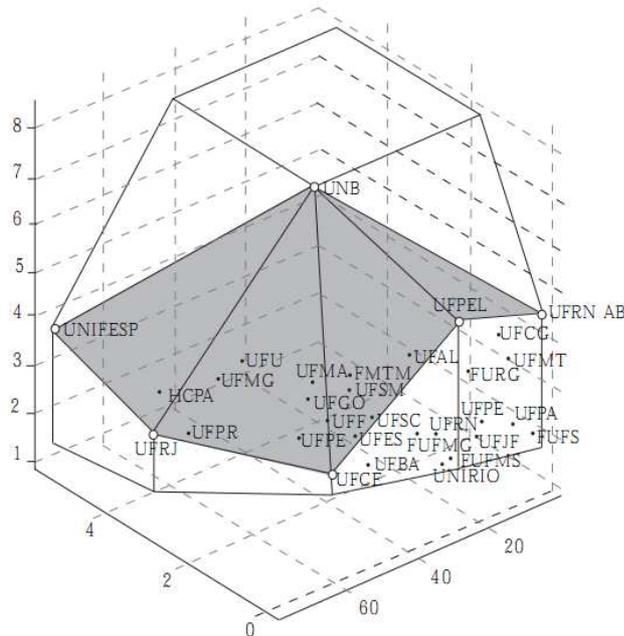


Figura 8: Fronteira eficiente em plano tridimensional

Fonte: Lins et al. (2007, p. 990)

Até esta seção, foram apresentados aspectos básicos com relação à análise envoltória de dados, seus tipos e orientações, propriedades, vantagens e limitações da técnica. Para complementar o referencial sobre a análise envoltória de dados, na próxima seção, serão apresentados tópicos especiais da técnica.

2.2.1.6 Tópicos Especiais

Complementando o referencial das seções anteriores sobre a análise envoltória de dados, nesta seção, serão apresentados tópicos especiais utilizados para aumentar o poder discriminatório da técnica. Entre eles, destaca-se o uso de restrições de pesos e a análise da fronteira invertida. Também serão apresentados nesta seção aplicativos utilizados para resolução dos problemas de programação linear da análise envoltória de dados.

Coelli et al. (2005) destacam que cada unidade de análise pode atribuir pesos diferentes para cada *input* e *output* do modelo, podendo causar baixa discriminação

entre as unidades de análise, além da atribuição de pesos ser um julgamento de valor. Para evitar o problema, alguns autores propõem restrições aos pesos com a necessidade de cálculos para defini-los. Os três tipos básicos de restrição de pesos são a restrição direta aos pesos, definição de regiões de segurança e restrição a entradas e saídas virtuais. No Quadro 7, estão apresentadas as principais restrições e seus conceitos.

Quadro 7: Principais restrições de pesos modelos DEA

Restrição	Conceito
Restrição direta aos pesos (Dyson e Thanassoulis, 1998)	Propõe a utilização de limites numéricos aos multiplicadores (pesos) das <i>inputs</i> e <i>outputs</i> com o objetivo de que não sejam ignoradas ou superestimadas algumas entradas (<i>inputs</i>) e saídas (<i>outputs</i>). Consideram-se limites superiores e inferiores para os multiplicadores (pesos) das <i>inputs</i> e <i>outputs</i> .
Regiões de Segurança (Thompson et al., 1990)	<i>Assurance Region Method</i> (AR), a restrição é feita através da limitação da variação de pesos em determinadas regiões. Para eliminar o efeito natural da ponderação indesejável dos multiplicadores, o modelo propõe a imposição de um conjunto de restrições lineares que definem um cone convexo. As regiões de segurança são sensíveis à escala das variáveis, exigindo conhecimento profundo das variáveis e também validação com especialistas.
Restrições aos <i>inputs</i> e <i>outputs</i> virtuais (Wong e Beasley, 1990)	Objetiva a restrição da entrada no modelo de <i>inputs</i> e <i>outputs</i> que não contribuam significativamente na explicação do processo. Esse tipo de restrição tem como vantagem não ser sensível à escala das variáveis.

Fonte: Elaborado pelo autor

As restrições de peso apresentadas no Quadro 7 podem ou não ser utilizadas no modelo de análise. Vale salientar que o uso de restrições demanda conhecimento do objeto de estudo (indústria, comércio, entre outros), bem como das variáveis utilizadas e de suas influências. A não utilização de restrições de peso não inviabiliza o modelo de análise nem as conclusões e inferências feitas com base nos resultados dos cálculos de eficiência. Além das restrições de peso, existem outras técnicas que auxiliam a garantia da discriminação entre a análise de fronteira invertida.

Meza et al. (2005) apontam a necessidade de se avaliar o lado “negativo” de uma DMU, em função da benevolência da fronteira padrão. Para tanto, sugerem o

uso da fronteira invertida como método de aumento à discriminação. Esse método avalia a ineficiência de uma DMU, construindo uma fronteira constituída pelas unidades ineficientes. As unidades de análise que compõe a fronteira podem ser avaliadas para identificar o que não deve ser feito, servindo como um benchmarking negativo. A Figura 9 ilustra e compara a fronteira invertida com as fronteiras de retorno constantes (CRS) e variáveis (VRS) de escala. O cálculo da fronteira de ineficiência é feito através da troca das *inputs* com os *outputs* do modelo DEA original.

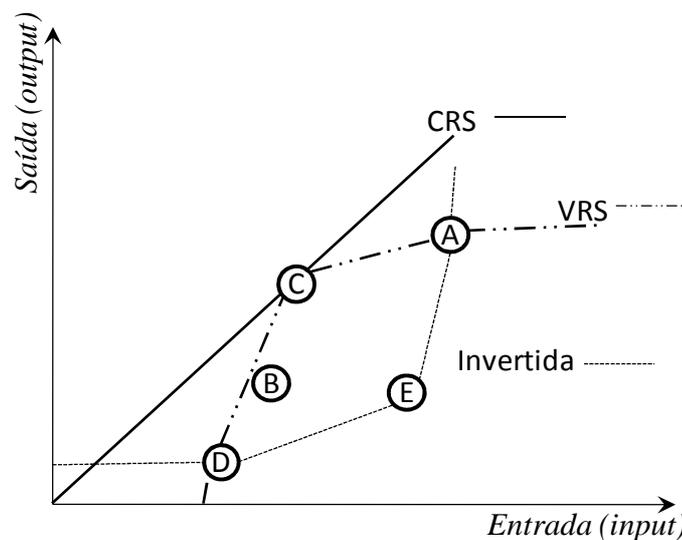


Figura 9: Fronteira invertida

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Meza et al. (2005)

Soares de Mello et al. (2008) sugerem o cálculo de um índice de eficiência agregado, conforme descrito na Equação (2.14). O índice de eficiência agregado é a média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira original e a ineficiência em relação à fronteira invertida. Assim, para uma DMU ter máxima eficiência composta, ela precisa ter bom desempenho na fronteira padrão e não ter bom desempenho na fronteira invertida. Isso implica que a DMU seja boa naquelas características em que tem bom desempenho e não seja tão ruim naquelas em que seu desempenho não é dos melhores (SOARES DE MELLO et al., 2008).

$$Eff_{Composta} = \frac{Eff_{Padrão} + (1 - Eff_{Invertida})}{2} \quad (2.14)$$

Para solução dos problemas de programação linear dos modelos de análise envoltória de dados, podem ser utilizados aplicativos de programação matemática

ou aplicativos específicos. O Quadro 8 apresenta alguns aplicativos específicos e suas características principais.

Quadro 8: Aplicativos para análise de eficiência e produtividade

Aplicativo	Autor	Características
SIAD v3.0	Lídia Angulo Meza, Luiz Biondi Neto, João Carlos C. B. Soares de Mello e Eliane Gonçalves Gomes (UFF)	Máximo 100 DMU's e 20 variáveis. Cálculo eficiência DEA
DEAP	Tim Coelli (University New England)	Sem limitação de DMU's e Variáveis. Calcula DEA e Malmquist
EMS 1.3	Holger Scheel (Universität Dortmund)	Sem limitação de DMU's e variáveis
DEA-SAED 1.0	Douglas Fukunaga Surco (UFPR)	Sem limitação de DMU's e variáveis
Warwick	Emmanuel Thanassoulis (Aston University)	
Frontier Analysis	Banxia Software	Cálculo deslocamento fronteira (Malmquist) e também eficiência DEA

Fonte: Elaborado pelo autor

O referencial sobre análise envoltória de dados (DEA) exposto nesta seção apresentou os tipos e orientações dos possíveis modelos, as principais características, vantagens e limitações além de temas como alvos, restrições de peso e aplicativos utilizados. O referencial apresentado não esgota o tema “análise envoltória de dados”, mas fornece subsídio suficiente para esta dissertação. O tema apresentado na próxima seção é o índice de Malmquist, utilizado para análise longitudinal, ao longo do tempo.

2.2.2 Índice de Malmquist

O índice Malmquist foi criado por Malmquist (1953), e reformulado por Caves, Christensen e Diewert (1982), e é utilizado para avaliar a evolução relativa da eficiência e produtividade de cada unidade de produção da amostra estudada. Segundo Brunetta (2004), o índice de Malmquist é genericamente definido em termos da razão entre funções distância, conforme a equação (2.15). A Figura 10 ilustra graficamente as unidades de análise avaliadas nos períodos s e t , bem como a fronteira de eficiência dos dois períodos. O índice de Malmquist, definido pela função distância, que é empregada para incorporar a natureza de múltiplos *inputs* e *outputs* na análise de eficiência e produtividade, sem a necessidade de especificar

objetivos das unidades de análise, tais como minimizar *input* ou maximizar *output* representado na análise envoltória de dados pela orientação do modelo para *input* ou *output*.

$$Mo = \frac{Ef^{t+1}}{Ef^t} \quad (2.15)$$

Onde:

Mo = índice de Malmquist;

Ef^{t+1} = eficiência no período $t+1$;

Ef^t = eficiência no período t ;

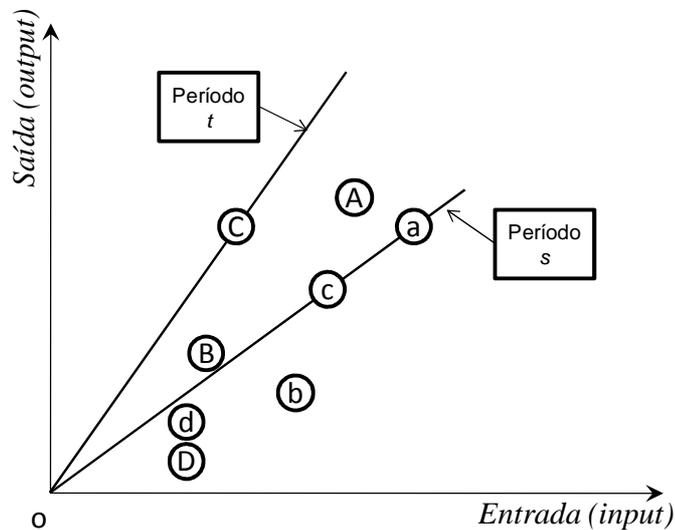


Figura 10: Ilustração índice Malmquist

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Coelli et al. (2005, p.71)

O índice de Malmquist apresenta a razão do indicador de eficiência técnica total em dois períodos diferentes de tempo. O cálculo é apresentado pela adaptação do modelo desenvolvido por Fare, Grosskopf e Lovell (1994). Segundo Sueyoshi e Aoki (2001), o índice de Malmquist se caracteriza por ter a capacidade de estimar a função distância através da mudança, em termos de produtividade total dos fatores de produção, entre diferentes períodos de tempo distintos, e decompor este índice em eficiência técnica e mudança de tecnologia. Para calcular o índice de Malmquist, é necessário estimar quatro funções de distância calculados através das equações (2.16) a (2.19) apresentadas a seguir.

$$d_o^s(x_s, y_s) = \min \{ \Phi : (y_s / \Phi) \in P(x_s) \} \quad (2.16)$$

$$d_o^t(x_t, y_t) = \min \{ \Phi : (y_t / \Phi) \in P(x_t) \} \quad (2.17)$$

$$d_o^s(x_t, y_t) = \min \{ \Phi : (y_t / \Phi) \in P(x_s) \} \quad (2.18)$$

$$d_o^t(x_s, y_s) = \min \{ \Phi : (y_s / \Phi) \in P(x_t) \} \quad (2.19)$$

De acordo com Fare, Grosskopf e Lovell (1994), o índice de Malmquist, com vistas a analisar mudanças na produtividade total dos fatores entre o período-base s e o período t , é representado pela equação (2.20).

$$m_o(y_s, x_s, y_t, x_t) = \left[\frac{d_o^s(y_t, x_t)}{d_o^s(y_s, x_s)} \times \frac{d_o^t(y_t, x_t)}{d_o^t(y_s, x_s)} \right]^{1/2} \quad (2.20)$$

A notação $d_o^s(x_t, y_t)$ representa a distância da observação do período t em relação à tecnologia do período-base s . Um valor de índice, m_o , maior que um, indica crescimento na produtividade total dos fatores, do período s para o período t , enquanto valores menores que um indicam queda na produtividade total dos fatores. Observa-se através da equação (2.20) que o índice de Malmquist representa a média geométrica dos dois índices de produtividade total dos fatores. O primeiro é analisado em relação à tecnologia do período-base s e o segundo, em relação à do período t . De forma alternativa, o índice de Malmquist da equação (2.20) pode ser reescrito conforme equação (2.21).

$$m_o(y_s, x_s, y_t, x_t) = \frac{d_o^t(y_t, x_t)}{d_o^s(y_s, x_s)} \left[\frac{d_o^s(y_t, x_t)}{d_o^t(y_t, x_t)} \times \frac{d_o^s(y_s, x_s)}{d_o^t(y_s, x_s)} \right]^{1/2} \quad (2.21)$$

A Figura 11 apresenta a composição do índice de Malmquist, a variação de eficiência VRS do período s para o período t e a variação de eficiência de escala do período s para o período t . Esses elementos compõem a variação da eficiência técnica global, que, associada à variação de mudança tecnológica, compõem o índice de Malmquist, também chamado de fator total de produtividade (FTP). A decomposição do índice de Malmquist entre mudança de eficiência e mudança tecnológica é feita através das equações (2.22) e (2.23).

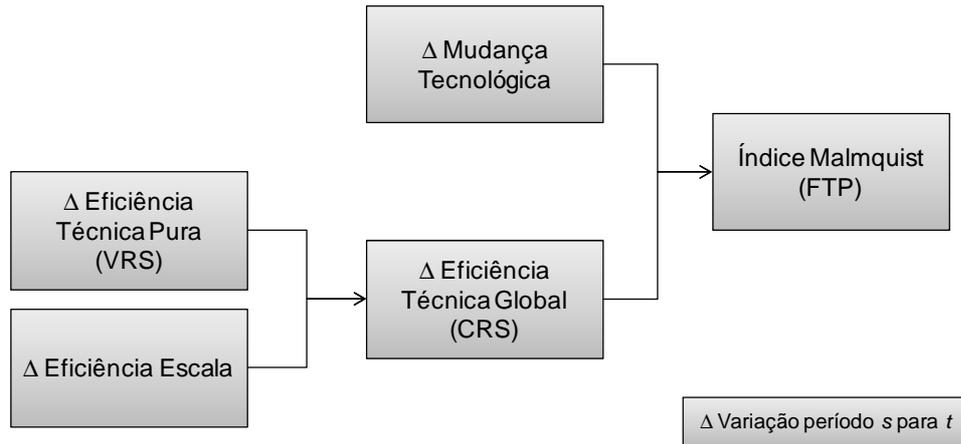


Figura 11: Composição do Índice de Malmquist

Fonte: Elaborado pelo autor

$$\text{Mudança na Eficiência} = \frac{d_o^t(y_t, x_t)}{d_o^s(y_s, x_s)} \quad (2.23)$$

$$\text{Mudança na Tecnologia} = \left[\frac{d_o^s(y_t, x_t)}{d_o^t(y_t, x_t)} \times \frac{d_o^s(y_s, x_s)}{d_o^t(y_s, x_s)} \right]^{1/2} \quad (2.23)$$

Segundo Fare, Grosskopf e Lovell (1994), quando existem dados de séries temporais, também chamados de painel, pode-se calcular as medidas de distância necessária para o índice de Malmquist, utilizando-se a técnica DEA. Para a i -ésima unidade de produção, calculam-se quatro funções de distância para estimar a mudança na produtividade total dos fatores, entre o período-base s e o período t . De acordo com Griffell e Lovell (1995), é necessário considerar retornos constantes à escala, para que as mudanças na produtividade total dos fatores sejam corretamente estimadas. Para isso, resolvem-se quatro problemas de programação linear indicados nas equações (2.24) a (2.27).

$$\begin{aligned} \left[d_o^t(y_t, x_t) \right]^{-1} &= \max_{\Phi, \lambda} \Phi, \\ \text{s.a} \\ -\Phi y_{it} + y_t \lambda &\geq 0, \\ x_{it} - x_t \lambda &\geq 0, \\ \lambda &\geq 0; \end{aligned} \quad (2.24)$$

$$\begin{aligned}
& \left[d_o^s(y_s, x_s) \right]^{-1} = \max_{\Phi, \lambda} \Phi, \\
& \text{s.a} \\
& -\Phi y_{is} + y_s \lambda \geq 0, \\
& x_{is} - x_s \lambda \geq 0, \\
& \lambda \geq 0;
\end{aligned} \tag{2.25}$$

$$\begin{aligned}
& \left[d_o^t(y_s, x_s) \right]^{-1} = \max_{\Phi, \lambda} \Phi, \\
& \text{s.a} \\
& -\Phi y_{is} + y_t \lambda \geq 0, \\
& x_{is} - x_t \lambda \geq 0, \\
& \lambda \geq 0;
\end{aligned} \tag{2.26}$$

$$\begin{aligned}
& \left[d_o^s(y_t, x_t) \right]^{-1} = \max_{\Phi, \lambda} \Phi, \\
& \text{s.a} \\
& -\Phi y_{it} + y_s \lambda \geq 0, \\
& x_{it} - x_s \lambda \geq 0, \\
& \lambda \geq 0;
\end{aligned} \tag{2.27}$$

Note-se que, em caso de n períodos de tempo, serão computados $3n-2$ problemas de programação linear para cada unidade em análise (DMU). Frequentemente, de acordo com Fare, Grosskopf e Lovell (1994), pode-se tornar necessário identificar quais unidades de produção estão deslocando a fronteira tecnológica do período s para t . Para identificar as unidades que estão contribuindo para o efeito de deslocamento da fronteira, isto é, para mudanças no progresso tecnológico, é necessário que se verifiquem as condições apresentadas nas equações (2.28) a (2.30) (MARINHO; BARRETO, 2000). A primeira condição, equação (2.28), refere-se à presença de progresso tecnológico. A segunda condição, equação (2.28), indica que, se o produto de uma unidade de análise no período t for superior ao máximo produto potencial que poderia ser obtido no período s , utilizando-se as mesmas quantidades de fatores de produção do período t , haverá progresso tecnológico, e a unidade de produção poderá estar deslocando a fronteira. A terceira e última condição, equação (2.30), indica que, se houver deslocamento da fronteira, as unidades de análise que o fazem deverão estar situadas sobre ela.

$$\text{Mudança no Progresso Técnico } \left[\frac{d_o^s(y_t, x_t)}{d_o^t(y_t, x_t)} \times \frac{d_o^s(y_s, x_s)}{d_o^t(y_s, x_s)} \right]^{1/2} > 1, \quad (2.28)$$

$$d_o^s(x_t, y_t) > 1, \quad (2.29)$$

$$d_o^t(x_t, y_t) = 1, \quad (2.30)$$

Essas variáveis fornecem subsídios para a análise de produtividade, pois permitem identificar se houve um aumento no progresso técnico, ou melhoria na eficiência técnica, ou de ambos os fatores. Logo, essas distâncias podem apresentar os resultados como menores, iguais ou maiores que 1. Segundo Brunetta (2004), esses resultados apresentam o progresso (ou declínio) dos fatores de produtividade total. De acordo com Coelli et al. (2005), o método descrito constitui um procedimento mais fácil de operacionalizar para estimar as funções de distância, a fim de identificar se as mudanças no desenvolvimento de um ambiente foram relativas à mudança tecnológica ou à produtividade total dos fatores de produção.

Nishimizu e Page (1982) destacam a importância da distinção e desmembramento das alterações de produtividade em mudança técnica e mudança de eficiência ou deslocamento da unidade em relação à fronteira. A distinção é importante, pois, quando os ganhos de produtividade estão sendo mais influenciados, pelos deslocamentos na fronteira, estão ocorrendo inovações que proporcionam esses deslocamentos. Por outro lado, ganhos de produtividade mais relacionados ao deslocamento das unidades em relação à fronteira podem ser consequência da difusão da tecnologia ou do processo de aprendizagem e melhoria contínua. Dessa forma, a distinção dos resultados se torna muito importante para a adoção de políticas, pois, quando não está existindo progresso técnico, é fundamental que se incremente o processo de pesquisa e se implemente projetos para elevar a fronteira. Por outro lado, quando a evolução está sendo atrasada pelo fator eficiência ou deslocamento das unidades em relação à fronteira, possivelmente estão existindo problemas na difusão das inovações tecnológicas, ou na adequação destas para atendimento das necessidades. A Figura 12 ilustra as possíveis combinações entre os vetores eficiência e mudança tecnológica que compõem o fator de produtividade total ou índice de Malmquist, apresentados sob a forma de cenários.

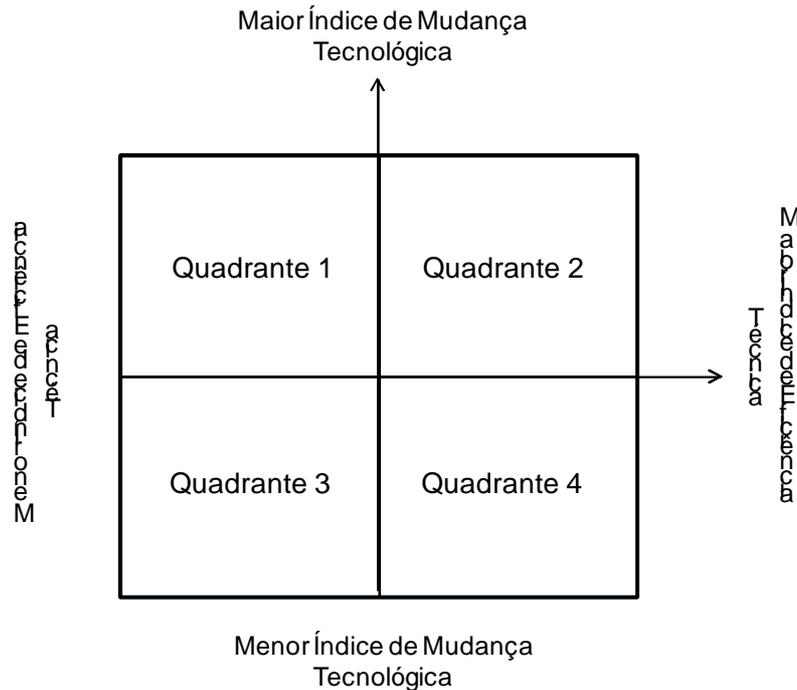


Figura 12: Quadrantes de possíveis mudança tecnológica e eficiência
Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 12, referente ao índice de Malmquist e sua decomposição em mudança de eficiência e mudança tecnológica, apresenta quatro quadrantes. Como o índice de Malmquist indica a variação entre períodos, o ponto central da figura indica posição neutra, ou seja, não houve variações na eficiência e tecnologia. Deslocamentos à esquerda do eixo x indicam redução da eficiência técnica, ou seja, variação negativa entre os períodos; já unidades localizadas à direita do ponto central do eixo x indicam que houve aumento da eficiência técnica, ou seja, variação positiva. Com relação à mudança tecnológica, representada no eixo y , pontos acima do ponto central indicam variação positiva da mudança tecnológica e pontos abaixo variações negativas.

Assim, o quadrante 1 representa região de baixa mudança de eficiência técnica e alto índice de mudança tecnológica, o quadrante 2 elevada variação de eficiência técnica e mudança tecnológica, o quadrante 3 baixa mudança de eficiência técnica e índice de mudança tecnológica e o quadrante 4 elevado índice de eficiência técnica e baixo índice de mudança tecnológica.

Nesta seção, foi apresentado o índice de Malmquist utilizado para cálculo da produtividade total dos fatores e sua respectiva decomposição. O referencial apresentou conceitos gerais necessários para este trabalho. Na próxima seção,

serão apresentadas outras técnicas utilizadas para medição de eficiência e produtividade.

2.2.3 Outras Técnicas para Medição de Eficiência e Produtividade

A seguir, serão apresentadas outras técnicas para medição de eficiência e produtividade, tais como Processo de Análise Hierárquica, Análise de Regressão, Análise de Fronteira Estocástica, Free Disposal Hull, Thick Frontier Approach, Índice de Laspeyres, Índice de Paasche, Índice de Fischer e Índice de Törnqvist.

2.2.3.1 Processo de Análise Hierárquica (AHP)

O processo de análise hierárquica (AHP) é uma técnica não paramétrica de não fronteira utilizada para resolução de problemas complexos desenvolvida por Saaty (1977) (GOODWIN; WRIGHT, 2004). A técnica é aplicada à resolução de problemas não estruturados na área das ciências econômicas, sociais e de gestão, entre eles cálculo de eficiência (MAHALIK; GOKULANANDA, 2010).

2.2.3.2 Análise de Regressão

Mínimos Quadrados Ordiniais (OLS): Desenvolvida em 1795 por Joahann Gauss, a técnica dos mínimos quadrados busca, através de procedimento de estimação, o melhor ajustamento para o conjunto de dados através da otimização matemática que visa minimizar a soma total dos quadrados das diferenças entre o valor estimado e o valor encontrado, resíduos (HAIR et al., 2009).

2.2.3.3 Análise de Fronteira Estocástica (SFA)

A análise de fronteira estocástica (SFA *Stochastic Frontier Analysis*) é um método de fronteira e paramétrico desenvolvido em 1977 por Aigner, Lovell e Schmidt; baseado na teoria de medição de eficiência de Färell (1957). O principal objetivo do modelo é estimar uma função para obter a máxima produção ao combinar eficientemente os fatores. Esse modelo envolve uma função de produção específica para dados “*cross-section*” com um termo de erro com dois componentes, um para contabilizar os efeitos aleatórios e outro para contabilizar a ineficiência tecnológica.

Ao longo do tempo, esse modelo foi modificado por algumas revisões (SCHMIDT; LOVELL, 1979; BAUER, 1990). O modelo proposto por Battese e Coelli (1995) analisa a ineficiência técnica na função produção de fronteira estocástica, no qual os parâmetros da fronteira são estimados simultaneamente, o que pode ser ilustrado pela Equação (2.30).

$$\ln y_i^t = f(x_i^t \beta) + v_i^t - u_i^t \quad (2.30)$$

Onde:

y_i^t = produto do i -ésimo gênero industrial ($i= 1,2,3,\dots,n$) no t -ésimo período;

$f(x_i^t \beta)$ = termo de uma função de produção;

x_i^t = vetor de quantidades de fatores de produção relativamente à i -ésima unidade produtiva e medida no tempo t ;

β = vetor de parâmetros desconhecidos e que são estimados;

v_i^t = erros aleatórios por hipótese;

u_i^t = variáveis aleatórias não-negativas associadas à ineficiência técnica de produção;

t = tempo;

i = unidades produtivas.

A Equação (2.31) é utilizada para identificar o valor correspondente à ineficiência técnica de cada unidade produtiva por meio de variáveis explicativas, utilizados na composição da fronteira de produção. Além disso, a fronteira estocástica permite decompor parcelas de ineficiências técnicas e dos desvios

aleatórios de medida. Segundo Coelli et al. (2005), esse método tem vantagem por permitir que as ineficiências técnicas e as elasticidades dos insumos variem no tempo possibilitando a identificação de alterações na estrutura de produção. De acordo com Rodriguez e Ayuso (2002), os modelos de fronteira estocástica permitem analisar a ineficiência técnica e identificar a elasticidade dos *inputs* ao variarem no tempo.

$$u_{it} = Z_{it}\delta + W_{it} \quad (2.31)$$

Onde:

u_{it} = resultado da ineficiência técnica;

Z_{it} = variáveis associadas à ineficiência técnica, suscetíveis de variação no tempo;

δ = vetor para estimar os coeficientes;

W_{it} = variáveis aleatórias.

2.2.3.4 Free Disposal Hull (FDH)

É uma técnica classificada como não paramétrica sendo um caso especial da análise envoltória de dados, em que são excluídos da fronteira os pontos das linhas que conectam o vértice da fronteira.

2.2.3.5 Thick Frontier Approach (TFA)

A técnica TFA (Thick Frontier Approach) é uma técnica paramétrica que especifica uma forma funcional e assume que desvios dos valores preditos de desempenho dentro do menor e do maior quartil representam as ineficiências.

2.2.3.6 Distribution Free Approach (DFA)

Técnica paramétrica, especifica uma forma funcional para a fronteira eficiente, mas separa ineficiências ou erros; assume que a ineficiência de cada unidade de análise é estável no tempo, enquanto erros aleatórios tendem a zero ao longo do tempo.

2.2.3.7 Índice de Laspeyres (1864)

Constitui uma média aritmética ponderada de relativos, sendo os fatores de ponderação determinados a partir de pesos e das quantidades e insumos, em duas épocas, t e $t+1$ (ENKO, 1998). A equação (2.32) apresenta a forma de cálculo do índice de Laspeyres.

$$L = 100 \frac{\sum x_i^{t+1} p_i^t}{\sum x_i^t p_i^t} \quad (2.32)$$

Onde:

L = índice de Laspeyres

x_i^{t+1} = quantidade do insumo i no momento, tempo $t+1$;

p_i^t = peso do insumo i no momento, tempo t ;

x_i^t = quantidade do insumo i no momento, tempo t .

2.2.3.8 Índice de Paasche (1874)

É um índice agregado, calculado pela média harmônica dos relativos de quantidade ponderada pela importância relativa, considerados pesos, calculados com base nos preços e nas quantidades dos bens na época atual, de insumos, em duas épocas (t e $t+1$), tomando como pesos quantidades arbitradas para estes insumos na época inicial (ENKO, 1998). A equação (2.33) apresenta a forma de cálculo do índice de Paasche.

$$P = 100 \frac{\sum x_i^{t+1} p_i^{t+1}}{\sum x_i^t p_i^{t+1}} \quad (2.33)$$

Onde:

P = índice de Paasche;

x_i^{t+1} = quantidade do insumo i no momento, tempo $t+1$;

p_i^{t+1} = peso do insumo i no momento, tempo $t+1$;

x_i^t = quantidade do insumo i no momento, tempo t .

2.2.3.9 Índice de Fischer (1922)

O índice de Fischer é o resultado da média geométrica dos números-índices de Laspeyres e de Paasche. A proposta de Fischer fundamenta-se na divergência entre os números índices de Laspeyres e Paasche, sendo que o primeiro superestima o valor real, enquanto o segundo subestima o valor real.

$$F = \sqrt{P * L} \quad (2.34)$$

Onde:

F = índice de Fischer

L = índice de Laspeyres

P = índice de Paasche

2.2.3.10 Índice de Törnqvist (1936)

O índice de Törnqvist, que é derivado de funções de produção, geralmente de formas pouco restritivas, do tipo translog, e pode ser descrito como a diferença entre a variação da produção e a variação ponderada na utilização dos insumos. O índice de Törnqvist trabalha com variações, sendo que as alterações de produto que não podem ser explicadas pelas variações no uso dos insumos são os ganhos de produtividade (GASQUES; CONCEIÇÃO, 1997). Uma apresentação do índice de Törnqvist foi realizada por Gasques e Conceição (1997), na qual os autores apresentam a seguinte formulação apresentada na equação (2.35).

$$\ln\left(\frac{Ef^t}{Ef^{t-1}}\right) = \frac{1}{2} \sum (S_i^t + S_i^{t-1}) \ln\left(\frac{y_i^t}{y_i^{t-1}}\right) - \frac{1}{2} \sum (C_j^t + C_j^{t-1}) \ln\left(\frac{x_j^t}{x_j^{t-1}}\right) \quad (2.35)$$

Onde:

S = peso atribuído ao insumo i ;

y = quantidade do insumo i ;

C = peso atribuído ao produto j ;

x = quantidade do produto j

Essa expressão é utilizada para estimar as variações na produtividade total. O primeiro termo da expressão se refere ao índice agregado de produtos, e o segundo ao índice agregado de insumos. Quando o índice agregado de insumos cresce mais que o de produtos, existe uma queda da produtividade total; no caso contrário, existe um aumento. Por facilidade computacional, o índice quantidade de Törnqvist é por norma calculado tendo por base a forma logarítmica. Na prática (COELLI et al., 1998, p. 81), verifica-se que “[...] o índice de Törnqvist parece ser o preferido, sendo o índice de Fischer recomendado apenas para situações em que é requerida a propriedade adicional da auto-dualidade ou quando existem zeros nos dados”. De qualquer modo, em ambos os métodos e para casos concretos, o cálculo da evolução da produtividade total entre os períodos é um processo executado em duas fases. Na primeira, calculam-se os respectivos índices de quantidade de produtos e de fatores aplicados na equação (2.35). Na segunda, calculam-se e comparam-se os coeficientes entre os índices quantidade de produtos e de fatores determinados na fase anterior.

Coelli et al. (2005) avaliam as quatro abordagens mais relevantes para a análise de eficiência, números índices (NI), análise de produtividade total que são os índices Törnqvist e Malmquist (TFP), análise envoltória de dados (DEA) e análise de fronteira estocástica (SFA), destacando suas principais propriedades e características, que seguem apresentadas no Quadro 9.

Quadro 9: Propriedades das principais técnicas de medição de eficiência

Atributo	NI	TFP	DEA	SFA
Paramétrico	Sim	Não	Não	Sim
Sensível a ruídos	Sim	Não	Não	Sim
Usado para medir:				

Atributo	NI	TFP	DEA	SFA
Eficiência técnica	Não	Não	Sim	Sim
Eficiência alocativa	Sim	Não	Sim	Sim
Mudança tecnológica	Sim	Não	Sim	Sim
Ganho de escala	Sim	Não	Sim	Sim
Mudança produtividade	Sim	Sim	Sim	Sim
Dados utilizados:				
Corte transversal	Sim	Sim	Sim	Sim
Séries temporais	Sim	Sim	Não	Não
Dados de painel	Sim	Sim	Sim	Sim
Método básico requer dados:				
Quantidade entradas	Sim	Sim	Sim	Sim
Quantidades saídas	Sim	Sim	Sim	Sim
Preços de entrada	Não	Sim	Não	Não
Preços de saída	Não	Sim	Não	Não

Fonte: Coelli et al. (2005, p. 311)

Cabe salientar que o índice de Malmquist é utilizado para calcular a variação das eficiências técnica, de escala e mudança tecnológica, utilizando para isso a análise envoltória de dados. Ainda com relação à comparação entre os métodos, Ferreira e Gomes (2009) apontam que é consensual e evidente a superioridade dos métodos fronteira em relação aos métodos de não fronteira. Segundo Al-Shammari e Salimi (1998), muitas técnicas de medição de eficiência envolvendo índices têm sido usadas intensamente. Entretanto, uma grande quantidade delas apresenta problemas durante algumas etapas de sua execução, gerando resultados que podem levar a conclusões errôneas ou distorcidas, diferentes da realidade (AL-SHAMMARI; SALIMI, 1998). Tavares (2002) usa o argumento da maior aplicabilidade das técnicas não paramétricas para sustentar a sua supremacia, porém o fato de não permitir a inferência estatística minimiza o seu potencial de aplicação, sobretudo no domínio empírico. Marques e Silva (2006) destacam que as técnicas paramétricas apresentam cálculo complexo e demandam assumir pressupostos sobre a distribuição estatística do erro sem justificção teórica.

Assim, a análise envoltória de dados se apresenta como técnica adequada para a análise de eficiência, principalmente por ser uma técnica não paramétrica, e que não é sensível a ruídos. O índice de Malmquist complementa a análise envoltória de dados por possibilitar avaliação da mudança de produtividade.

Portanto, com a utilização de ambas as técnicas conjuntamente, espera-se contemplar os questionamentos apresentados nos objetivos.

Apresenta-se, a seguir, o método utilizado nesta pesquisa.

3 MÉTODO

Este capítulo descreve a metodologia utilizada na pesquisa, quanto a sua classificação, universo e amostra, estratégia de coleta de dados, tratamento de dados, análise e limitações.

3.1 MÉTODO DE PESQUISA

Com base no Quadro 10, é possível dizer que, em relação a esta pesquisa, já que se destina à geração de conhecimentos para a aplicação prática dirigida à solução de problemas específicos, sua natureza é aplicada. Com relação à abordagem, é classificada como quantitativa com objetivos descritivos, pois procura, através de uma técnica não-paramétrica - Análise Envoltória de Dados (DEA) e o Índice de Malmquist, avaliar os impactos de mudanças técnicas sobre a eficiência operacional e produtividade de um processo produtivo. Como a pesquisa envolve o estudo profundo de um ou poucos objetos de maneira que se permita o seu amplo e detalhado conhecimento, é classificada quanto aos procedimentos técnicos em estudo de caso.

Quadro 10: Classificação genérica de pesquisa

Classificação	Tipo de Pesquisa	Descrição
Natureza	Básica	Objetiva gerar conhecimentos novos e úteis para o avanço da ciência sem aplicação prática prevista.
	Aplicada	Objetiva gerar conhecimento para a aplicação prática dirigida à solução de problemas específicos.
Abordagem	Quantitativa	Pesquisa aplicada através de estudos estatísticos voltados à quantificação do objeto de estudo.
	Qualitativa	Pesquisa onde o processo de interpretação dos fenômenos e a atribuição de significados são básicos no processo da pesquisa. Os dados são analisados individualmente.
Objetivos	Exploratória	Visa proporcionar maior familiaridade com o objeto de estudo, tentando torná-lo explícito ou a construir hipóteses.
	Descritiva	Visa descrever as características de determinadas populações ou fenômenos ou ainda o estabelecimento de relação entre variáveis.
	Explicativa	Visa identificar fatores que determinam ou contribuem para a ocorrência de fenômenos. Aprofunda o conhecimento porque explica o “porquê” das coisas.
Procedimentos	Bibliográfica	Quando elaborada a partir de material já publicado,

Classificação	Tipo de Pesquisa	Descrição
Técnicos		constituído principalmente em livros, artigos de periódicos e atualmente material disponível na internet.
	Documental	Quando elaborada a partir de materiais que não receberam tratamento analítico.
	Experimental	Quando se determina um objeto de estudo. Selecionam-se as variáveis que seriam capazes de influenciá-lo. Definem-se as formas de controle e de observação dos efeitos que a variável produz no objeto.
	Levantamentos	Quando a pesquisa envolve a interrogação direta das pessoas cujo comportamento se deseja conhecer.
	Estudo de caso	Quando envolve o estudo profundo de um ou poucos objetos de maneira que se permita o seu amplo e detalhado conhecimento.
	Pesquisa-ação	Quando concebida e realizada em estreita associação com uma ação ou com a resolução de um problema coletivo. O pesquisador e os participantes estão envolvidos de modo cooperativo e participativo.
	Pesquisa-participante	Quando a pesquisa se desenvolve a partir da interação entre pesquisadores e os membros da situação investigada.

Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Silva, Edna L. e Menezes M. (2001, p. 22 apud SANTOS, 2004)

Em função da abordagem utilizada nesta pesquisa, ela é classificada como longitudinal, pois os dados coletados serão analisados ao longo do tempo em períodos específicos. Alinhado com a visão positivista da ciência, que conforme Lord Kelvin (1883, p.73),

[...] quando pode medir aquilo sobre o que está se falando, e expressá-lo em números, você tem algum conhecimento, afinal; mas quando você não pode medir ou expressar em números, seu conhecimento é escasso e insatisfatório; pode até ser conhecimento, mas pouco avanço houve em direção ao estágio da ciência.

Apresentados o enquadramento e as principais características do método de pesquisa utilizado nesta dissertação, na próxima seção, será apresentado o método de trabalho.

3.2 MÉTODO DE TRABALHO

Esta seção tem como objetivo apresentar os procedimentos técnicos utilizados para o desenvolvimento desta pesquisa. A Figura 13 apresenta um macro procedimento para o atingimento dos objetivos gerais e específicos propostos. O

método de trabalho é composto por quatro fases que são: pré-modelo, modelo, aplicação e análise.

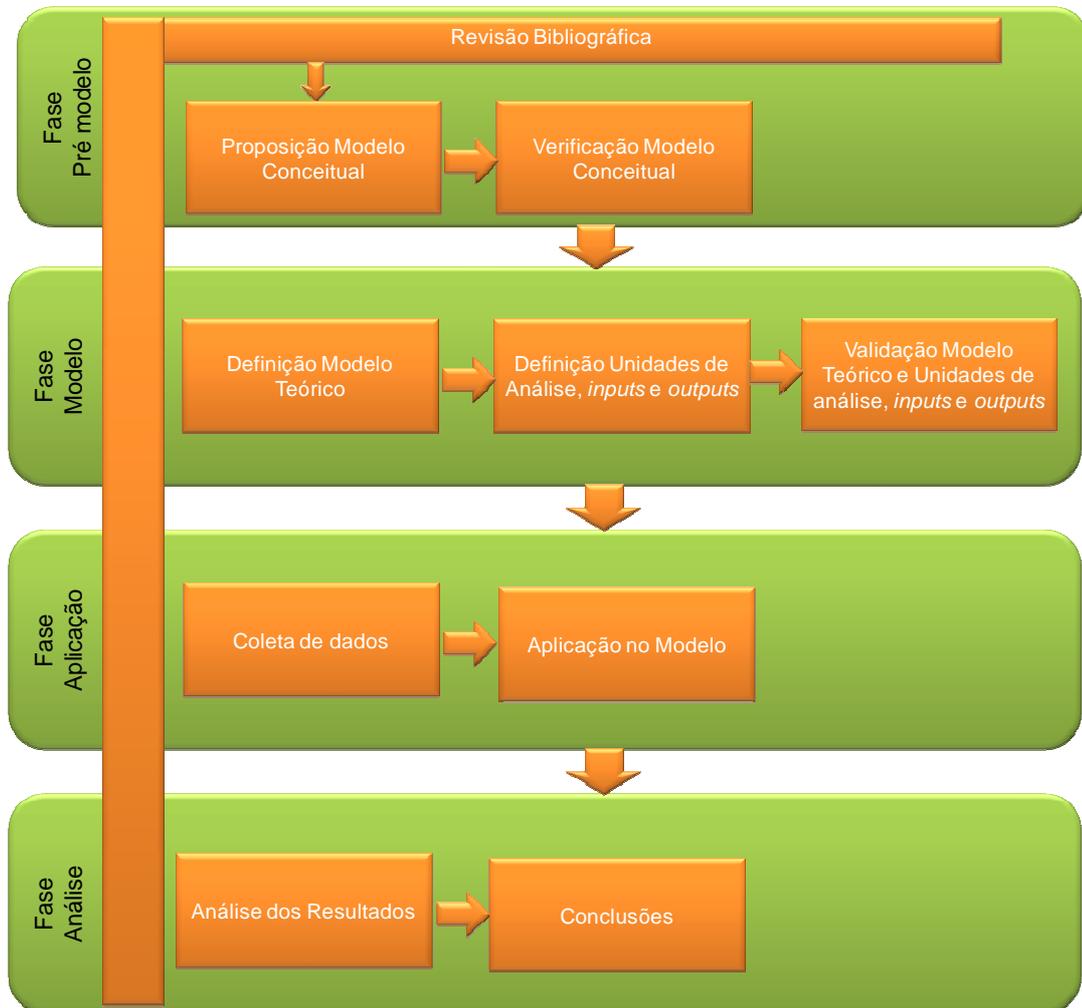


Figura 13: Método de trabalho
Fonte: Elaborado pelo autor

A fase de pré-análise consiste no estudo da literatura e bases de dados com relação à aplicação da análise envoltória em modelos longitudinais, ou seja, ao longo do tempo. Esta fase tem por objetivo a geração de um modelo conceitual. Com a fase de pré-modelo concluída, iniciou-se a fase do modelo, que teve as etapas de definição do modelo teórico, definição e validação das unidades de análise, DMU's, *inputs*, *outputs*. A fase seguinte foi o levantamento dos dados que seguiram os procedimentos ilustrados na Figura 13. A última fase do trabalho consiste na análise dos dados que possui duas etapas: análise dos resultados e conclusões. Os procedimentos utilizados na fase de análise estão ilustrados na Figura 13 e serão posteriormente detalhados. Na próxima seção, são apresentados os procedimentos técnicos para a coleta de dados.

3.3 COLETA DE DADOS

Nesta seção, serão apresentados os procedimentos utilizados para o levantamento de dados para a pesquisa. Inicialmente, identificou-se as pessoas como conhecimento do processo em estudo para auxiliarem na identificação das variáveis significativas para a análise. Os conhecedores do processo consultados foram um engenheiros de processo, um engenheiro de projetos, um engenheiro de tecnologia, um engenheiro de manutenção e um técnico de operação. No Quadro 11, estão listados os conhecedores do processo com informações referentes adicionais.

Quadro 11: Conhecedores do processo

Função	Motivações	Tempo de Empresa (anos)
Eng. Tecnologia	Levantar dados de processo e projetos	26
Eng. Processo	Levantar dados de processo	5
Eng. Projetos	Levantar dados de projetos	20
Tec. Operação	Certificar as nuances do dia-a-dia operacional	22
Eng. Manutenção	Levantar dados de processo e projetos	25

Fonte: Elaborado pelo autor

O primeiro procedimento consistiu na identificação de informações referentes a projetos, implementados na planta em estudo, que alteraram as características técnicas do processo. Posteriormente, foram levantados dados como a data de implantação das modificações, informação utilizada para a formação dos períodos de análise; também foram verificadas as motivações e objetivos dos projetos, melhorar qual *input* ou *output* e em quanto.

Foram identificados dois projetos que alteraram as características do processo. O primeiro foi a instalação, em julho de 2006, de um equipamento que aumentou a recirculação de propeno (*input4*) da planta; aumentando, conseqüentemente, sua eficiência. O objetivo do projeto era aumentar a eficiência de propeno (*input4*) em 4%. O segundo projeto identificado, implementado em

agosto de 2009, alterou o equipamento em que ocorre a reação química para formação do produto; o principal objetivo desse projeto foi aumentar a produtividade da planta em 3%, efeito este observado através do tempo (*input1* do modelo). Conforme os conhecedores do processo, o segundo projeto objetivava o aumento de eficiências em outras *inputs*, porém estes não foram mensurados no detalhamento do projeto.

Assim, foram definidos três períodos de análise: o primeiro inicia no momento em que os dados estejam disponíveis, em meio eletrônico, e termina na última campanha antes da entrada em operação do projeto 1. O segundo período inicia na campanha de partida do projeto 1 e termina na última campanha antes da entrada em operação do projeto 2. O terceiro e último período de análise inicia na campanha de partida do projeto 2 e termina na última campanha antes do levantamento dos dados para esta pesquisa. O Quadro 12 apresenta os intervalos dos períodos de análise e a duração de cada período.

Quadro 12: Períodos de análise

Período	Início	Término	Duração (anos)
Período 1	07/02/2004	16/07/2006	2,4
Período 2	25/07/2006	01/08/2009	3,0
Período 3	01/08/2009	31/10/2011	2,3

Fonte: Elaborado pelo autor

Com os períodos de análise definidos, iniciaram-se os procedimentos para a definição e formação das unidades de análise (DMU's) com base longitudinal, também chamados de dados em painéis (TULKENS; EECKAUT, 1995). Na Figura 14, o procedimento está indicado como "2.0 Formação das DMU's". Para a formação das DMU's, foi considerando o tempo total de uma campanha, intervalo de tempo da produção de um determinado *grade*. A análise foi feita, de maneira independente, por um único e mesmo produto (*grade*), em função da diferença de composição química entre os produtos, que pode gerar erros de análise. Os *grades* foram codificados visando preservar informações sensíveis ao negócio da empresa. Desse modo, os *grades* serão chamados de G1, G2..., Gn. No procedimento 2.3, foi verificada a importância de cada *grade* considerando dois critérios, tempo e volume de produção. Dito de outro modo, qual é o percentual de tempo em que a planta produz determinado *grade* e qual o percentual do volume total de produção que estes *grades* representam. Esse procedimento foi utilizado para identificação dos

grades analisados nas etapas seguintes, visando restringir o universo de análise aos *grades* de significativa relevância.

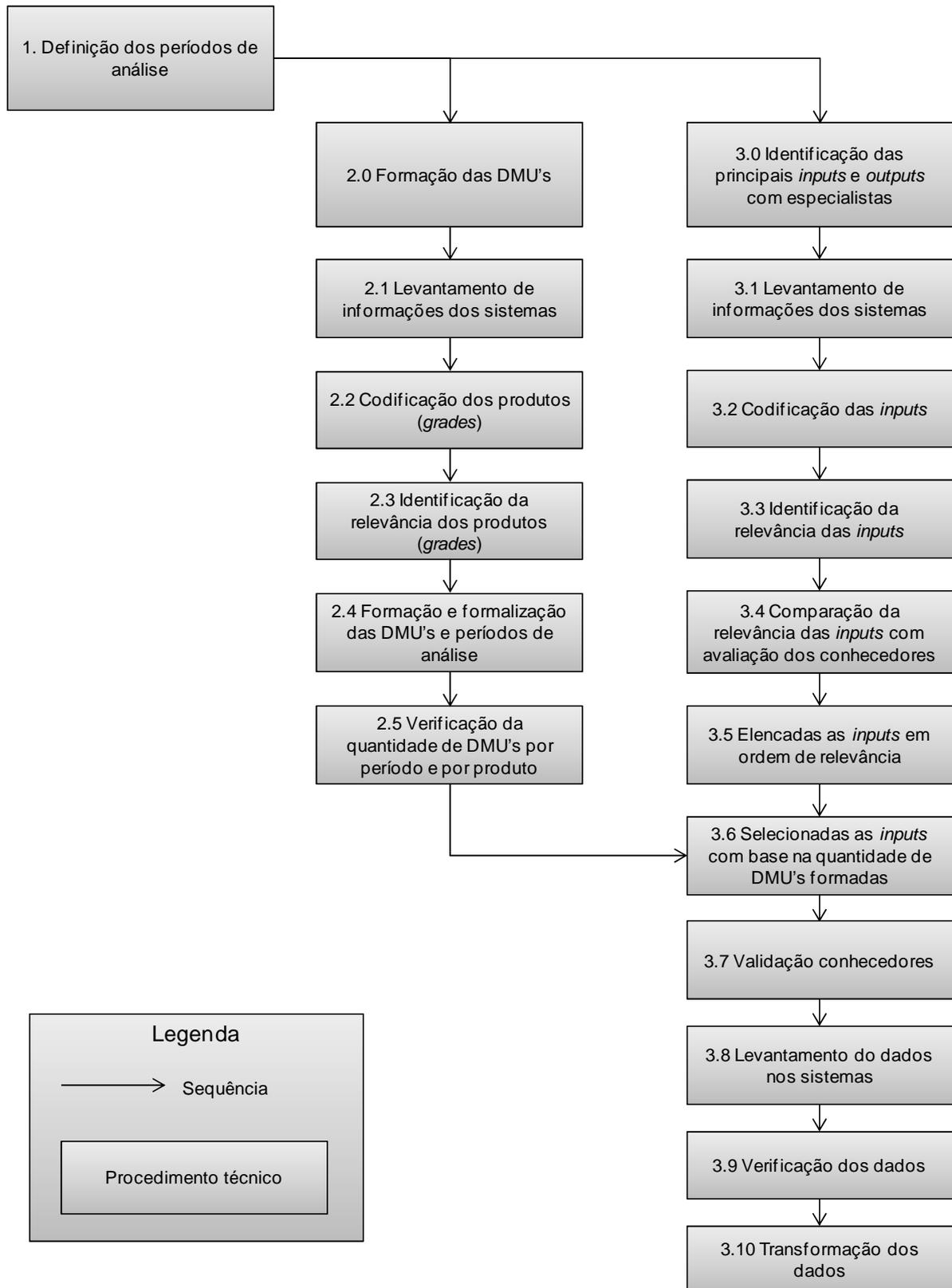


Figura 14: Procedimentos da fase do modelo e aplicação

Fonte: Elaborado pelo autor

Com os períodos de análise definidos, foi verificada a quantidade de DMU's para cada *grade* e para cada período. Essas informações foram necessárias para a seleção da quantidade de *inputs* e *outputs* do modelo, visando respeitar o critério definido por Ferreira e Gomes (2009) de haver a necessidade do número de DMU's ser três vezes maior que a soma do número de *inputs* e *outputs*. A Figura 15 ilustra a estrutura, hipotética, de formação das DMU's na qual *grade* (G) representa tipo de produto, com diferentes características físico químicas; período (P) intervalo de tempo em que ocorre a implantação de projetos que modificam as características técnicas de produção; e campanha (C) período de produção de um determinado produto (*grade*).

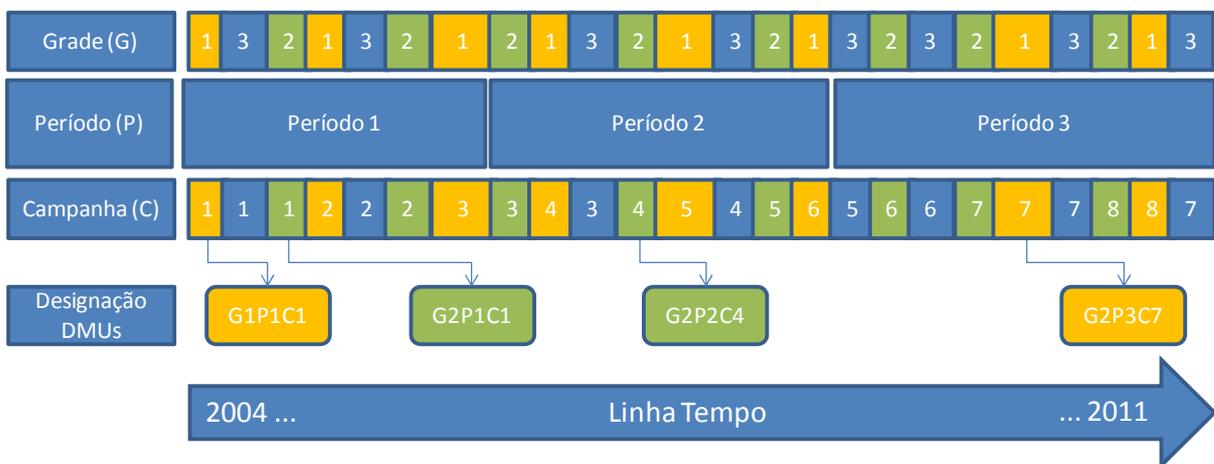


Figura 15: Quadro ilustrativo da organização das unidades de análise (DMU's)

Fonte: Elaborado pelo autor

Exemplificando a Figura 15, uma DMU denominada G2P3C7, refere-se ao *grade* 2, no período 3, sendo a sétima campanha de produção deste *grade* desde o início da análise. Na Figura 14, estão apresentados os demais procedimentos utilizados para levantamento e organização dos dados, com vistas a posterior análise e avaliação.

O procedimento identificado na Figura 14 como 3, trata das *inputs* e *outputs* do processo. Com esse procedimento, foram levantadas as *inputs* e *outputs* que serão consideradas na análise. Além da indicação de variáveis pelos conhecedores do processo, foram levantados todos os insumos que compõem o custo variável dos produtos. Após os dois levantamentos, especialistas e lista de insumos, as variáveis foram codificadas visando preservar informações sensíveis ao negócio da empresa. Dessa forma, os insumos serão chamados de *input1*, *input2*..., *inputn*. Após definidas as *inputs* utilizadas na análise, será fornecido o descritivo e as unidades de

medidas destas *inputs*. Na etapa 3.3, foi verificada a importância de cada *input* considerando o percentual que representa do custo variável total. Após a verificação, foram comparadas as *inputs* levantadas pelos conhecedores do processo e a lista de insumos, visando identificar divergências. Na etapa 3.5, as *inputs* foram elencadas em ordem de relevância, considerando a participação no custo variável. Na etapa 3.6, foi determinada a quantidade e quais as *inputs* utilizadas na análise, considerando o critério de haver a necessidade do número de DMU's ser três vezes maior que a soma do número de *inputs* e *outputs*.

Antes da etapa de levantamento de dados, os resultados das variáveis utilizadas no modelo foram apresentados aos conhecedores do processo para validação. Com as variáveis validadas, os dados foram levantados nas bases de dados disponíveis da empresa: as principais fontes foram o aplicativo de gestão da empresa alemã de software SAP®, o ERP; e o aplicativo de controle e registro de processo AspenTech®. Houve a necessidade da organização dos dados em função das definições feitas nos passos anteriores do método. Com os dados levantados e organizados, a etapa seguinte foi a análise e avaliação. Na próxima seção, serão descritos os procedimentos técnicos utilizados e suas justificativas.

3.4 ANÁLISE E AVALIAÇÃO DOS DADOS

Após o levantamento dos dados feito conforme descrito na etapa anterior, foi realizada a etapa de aplicação dos dados ao modelo, análise e avaliação. Estas etapas podem ser desmembradas nos procedimentos apresentados na Figura 16, detalhamento dos procedimentos da fase de análise e avaliação. Os dados coletados foram lançados no modelo proposto. Para tanto, foi utilizado o aplicativo SIADv3.0. O SIAD é um aplicativo nacional, desenvolvido por um grupo de pesquisadores (Lídia Angulo Meza, Luiz Biondi Neto, João Carlos C. B. Soares de Mello e Eliane Gonçalves Gomes) da Universidade Federal Fluminense (UFF). Para cálculo do índice de Malmquist, foi utilizado o aplicativo DEAP version 2.1 desenvolvido pela CEPA (*Centre for Efficiency and Productivity Analysis*) da *University of New England* (UNE). Vale destacar que o DEAP e o SIAD são aplicativos gratuitos.

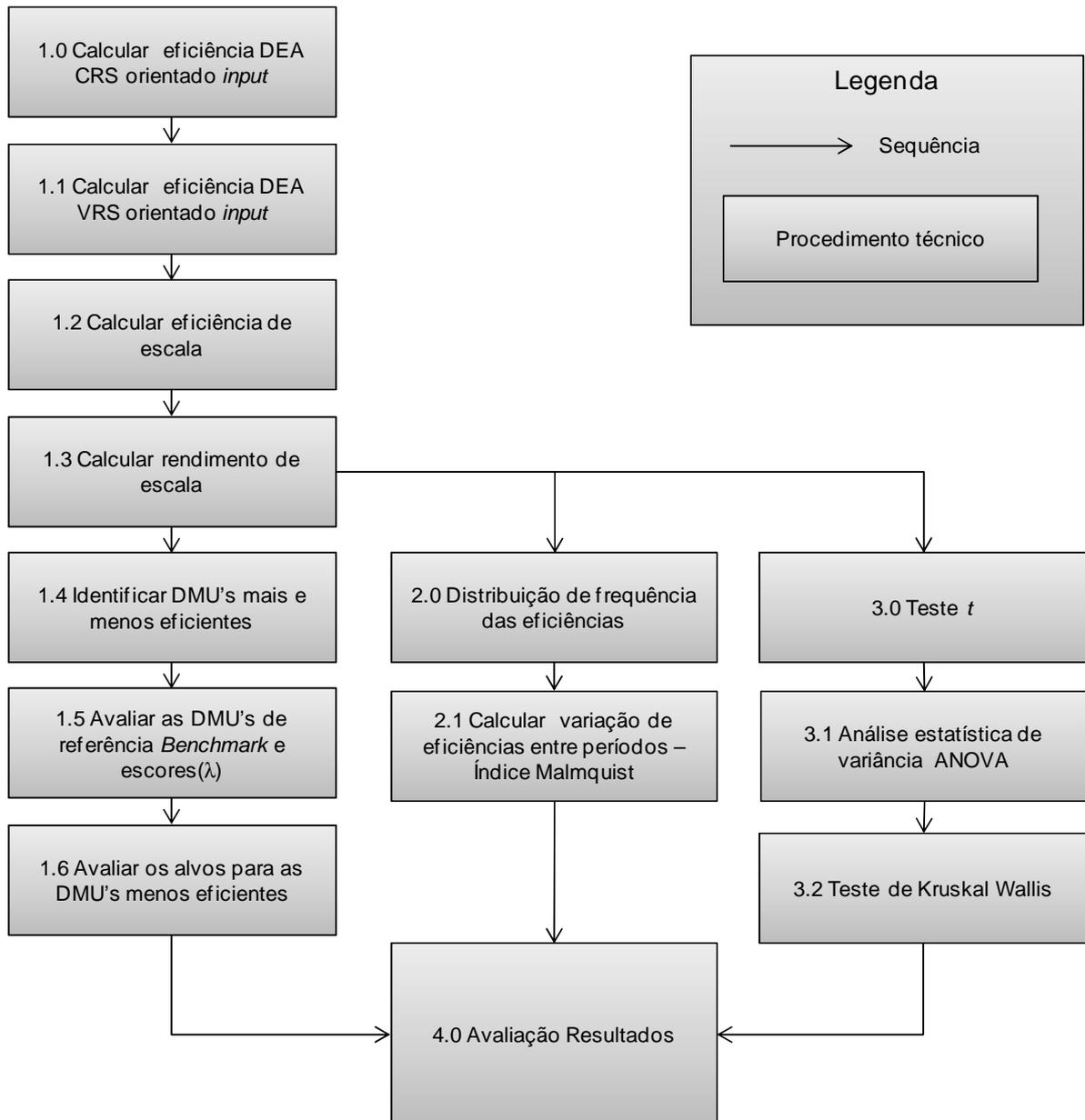


Figura 16: Procedimentos da fase de análise
Fonte: Elaborado pelo autor

O primeiro procedimento foi o cálculo da eficiência, através da análise envoltória de dados, do modelo com retornos constantes de escala (CRS) com orientação à *input*. A orientação para a *input* é em função de o modelo apresentar apenas um *output*, e, com a orientação para a *input*, foi possível verificar a eficiência relativa de cada uma das *inputs*, utilizada para verificar qual variável mais influencia na eficiência da DMU. No procedimento 1.1, foi calculada a eficiência do modelo com retorno variável de escala (VRS). A eficiência foi calculada com retornos constantes (CRS) e variáveis (VRS) de escala para permitir o cálculo da eficiência de escala, conforme apresentado na seção 2, equação 2.11, que é o quociente da eficiência com retornos constantes (CRS) pela eficiência com retornos variáveis

(VRS). Na seção 0, ainda é apresentado o cálculo do rendimento de escala, que foi calculado após a eficiência de escala, com base nos escores λ , das DMU's de referência, *benchmark* de cada DMU. Do cálculo da eficiência com retornos variáveis de escala (VRS), foram utilizados os valores de eficiência da fronteira invertida e composta.

O procedimento 1.4 foi conduzido visando identificar as DMU's que apresentam maiores e menores eficiências. Foram consideradas DMU's eficientes aquelas que apresentaram rendimento de escala constante e ineficientes aquelas que apresentaram os menores valores de eficiência no modelo de retornos variáveis (VRS). Foi utilizado o critério da eficiência com retornos variáveis de escala (VRS) em função da característica dos dados e do processo que não apresentam relações lineares de escala. As eficiências calculadas através da fronteira invertida e composta foram utilizadas para verificar seleção das unidades de análise eficientes e não eficientes.

Através do procedimento 1.5, foram analisados os escores λ de referência, *benchmarks*, das unidades de análise. Por meio desta análise, determinou-se quais DMU's devem ser observadas como referência pelas unidades ineficientes, bem como para quantas unidades ineficientes uma DMU eficiente é referência. Para as DMU's ineficientes, foram calculados os alvos para as *inputs* através do procedimento 1.6. Os valores de alvos foram baseados nos escores (λ) das unidades de referência, e são valores que tornam a DMU's ineficientes em eficientes. Os valores de alvo servem para cada DMU verificar qual foi o excesso de consumo de cada um dos *inputs*. O cálculo dos valores de alvo foi realizado conforme apresentado na seção 03, equação 2.11.

Os procedimentos de 1.0 a 1.6 foram repetidos para os três períodos de análise de forma independente, pois o objetivo das etapas até este ponto foi avaliar as campanhas dentro de um período. A avaliação com relação a observação, ou não, do processo de aprendizado e melhoria contínua foi feito graficamente através da análise da reta de tendência da eficiência composta calculada para cada DMU no período. Foi considerado presente o processo de aprendizado e melhoria contínua nos casos em que a reta de tendência apresenta declividade positiva ($\alpha > 0$), caso positivo não se afirma que é observado processo de aprendizado.

Os procedimentos de 1.0 a 1.3 foram repetidos considerando: *i*) primeiro e segundo período juntos; e *ii*) segundo e terceiro período juntos. Isso foi feito para

avaliar se existe diferença significativa entre as médias de eficiência entre os períodos. Paralelamente com o procedimento 2.0, foi realizada distribuição de frequência de eficiência dos períodos de análise. Na etapa 2.1, foi calculado o índice de Malmquist para identificar o deslocamento da fronteira de eficiência entre os períodos de análise. Para o cálculo do índice de Malmquist, foi utilizado o aplicativo DEAP. As unidades de análise foram ordenadas pelo valor da eficiência com retornos variáveis de escala (VRS), por período, em ordem decrescente. A ordenação foi necessária, pois, para cálculo do índice de Malmquist, é necessário que todos os períodos tenham a mesma quantidade de DMU's. Para analisar a influência da variação da eficiência técnica, mudança tecnológica e eficiência de escala sobre o deslocamento da fronteira, foram consideradas na análise as DMU's mais eficientes.

A sequência de testes estatísticos, procedimentos 3.0 a 3.2 da Figura 16, foi aplicada para fazer análises comparativas entre as DMU's da amostra. Foram aplicados testes de análise de variância, teste t , ANOVA e Kruskal-Wallis.

Conforme Hair et al. (2005), o teste t , de análise de variância, é utilizado para testar a hipótese de que as médias de duas amostras são iguais. O teste t é adequado em situações em que o tamanho da amostra é pequeno ($n < 30$) e exige dados intervalares ou de razão. O teste foi aplicado para analisar se há diferença estatisticamente significativa entre o primeiro e o segundo períodos e entre o segundo e o terceiro períodos. A hipótese nula (h_0) considerada no teste t foi que as médias são iguais.

A ANOVA é um teste paramétrico, sob normalidade que, segundo Hair et al. (2005), é utilizada para avaliar as diferenças estatísticas entre as médias de dois ou mais grupos, já o teste t só pode comparar duas médias. A hipótese nula da ANOVA é que todas as médias dos grupos são iguais. Na ANOVA, a variância total é dividida em duas formas de variação, que são comparadas. A primeira é a variação dentro dos grupos e a segunda é a variação entre os grupos. A distribuição F, calculada junto com a ANOVA, é a razão entre as duas variâncias (HAIR et al., 2009). Quando a variância entre grupos, em relação à variância dentro dos grupos, é maior, então a razão F é maior. Razões F maiores indicam diferenças significativas entre os grupos e uma alta probabilidade da hipótese nula ser rejeitada (HAIR et al., 2005). A ANOVA foi utilizada para testar as diferenças estatísticas entre as médias de eficiência dos três períodos de análise.

O teste de Kruskal-Wallis é um teste estatístico de análise de variância, equivalente à ANOVA, com a principal de diferença de ser um teste não paramétrico; não necessitando, assim, normalidade dos dados (SIEGEL; CASTELLAN, 2006). O teste de Kruskal-Wallis é utilizado para comparar mais de duas amostras, sendo que a hipótese nula (h_0) a ser testada refere-se à amostra que possui a mesma mediana. O teste de Kruskal-Wallis foi realizado para verificar se existe diferença entre as medianas dos períodos 1 e 2 e dos períodos 2 e 3.

Os três testes, teste t , ANOVA e Kruskal-Wallis, foram aplicados para comparar os índices de eficiência das DMU's dos períodos. Além disso, foi utilizado o nível de significância de 0,05 (5 %) e a hipótese nula (h_0) considerada foi de que as médias são iguais. O Quadro 13 apresenta um resumo dos testes estatísticos aplicados.

Quadro 13: Testes estatísticos aplicados

Teste	Aplicação	h_0	h_1
Teste t	i) Avaliar variação eficiência período 1 para 2.	As médias de eficiência dos períodos 1 e 2 são iguais	As médias de eficiência dos períodos 1 e 2 são diferentes
	ii) Avaliar variação eficiência período 2 para 3.	As médias de eficiência dos períodos 2 e 3 são iguais	As médias de eficiência dos períodos 2 e 3 são diferentes
ANOVA	i) Avaliar variação eficiência período 1 para 2.	As médias de eficiência dos períodos 1 e 2 são iguais	As médias de eficiência dos períodos 1 e 2 são diferentes
	ii) Avaliar variação eficiência período 2 para 3.	As médias de eficiência dos períodos 2 e 3 são iguais	As médias de eficiência dos períodos 2 e 3 são diferentes
Kruskal-Wallis	i) Avaliar variação eficiência período 1 para 2.	As medianas de eficiência dos períodos 1 e 2 são iguais	As medianas de eficiência dos períodos 1 e 2 são diferentes
	ii) Avaliar variação eficiência período 2 para 3.	As medianas de eficiência dos períodos 2 e 3 são iguais	As medianas de eficiência dos períodos 2 e 3 são diferentes

Fonte: Elaborado pelo autor

Para finalizar, na etapa 4.0, foi realizada a avaliação dos dados analisados nas etapas anteriores. Essa avaliação foi feita não só para verificar as proposições propostas no capítulo de objetivos específicos, mas também para apresentar algumas conclusões preliminares. Com a descrição dos procedimentos técnicos

utilizados para a análise e avaliação dos dados, é encerrado o descritivo do método, na próxima seção, com a apresentação das delimitações do trabalho.

3.5 DELIMITAÇÃO

Com o objetivo de tornar claros e explícitos a abrangência e o escopo deste trabalho, nesta seção, serão apresentadas as delimitações desta dissertação, que utilizou a análise envoltória de dados e o índice de Malmquist para avaliar a evolução da eficiência e produtividade em uma empresa petroquímica.

No trabalho, foram avaliadas somente as mudanças técnicas nas operações da planta. Demais modificações, tais como mudanças de gestão, fatores externos a empresa, como, por exemplo, fatores de mercado, não foram considerados na pesquisa. As mudanças gerenciais ou renovação do quadro funcional não foram consideradas, pois a empresa não apresentou grandes mudanças de gestão no período de análise, além de possuir um baixo *turnover*. Os fatores externos como, por exemplo, a demanda de mercado, não foram considerados na análise. Foram considerados somente os intervalos de tempo da planta em operação, períodos em que a planta porventura tenha ficado parada não foram considerados, pois não fazem parte de nenhuma campanha. Os produtos considerados fora de especificação, por problemas de qualidade, foram desconsiderados da análise por serem consequência da ineficiência do processo.

Na avaliação do impacto dos projetos na eficiência do processo, não foram considerados os custos de cada projeto e as taxas de retorno de investimento. Desse modo, a análise foi somente no impacto do projeto sobre a eficiência.

Foi avaliada somente uma planta produtiva, não sendo possível a replicação dos resultados para as demais plantas da unidade de negócio da própria empresa ou para outras. A análise não foi feita para todos os produtos *grades* produzidos no período de análise. Logo, alguns *grades* foram excluídos por falta de dados suficientes para análise ou mesmo por terem sido descontinuados.

Para medição da eficiência, foi utilizada somente a técnica da análise envoltória de dados (DEA), e, para análise da variação da eficiência, mudança tecnológica e fator total de produtividade, o índice de Malmquist. Outras técnicas que também se propõem a medir a eficiência não foram abordadas. Por fim, cabe

observar que não foi realizada análise de sensibilidade do modelo, e as causas das eficiências ou ineficiência não foram avaliadas.

A seguir, apresenta-se o caso de estudo desta dissertação.

4 O CASO

A empresa onde foi conduzida a pesquisa é uma das mais importantes produtoras de especialidades químicas do mundo. É uma empresa global com fortes raízes que datam de 1863. Combinando sua longa tradição com o dinamismo de uma empresa jovem, a empresa cresceu de maneira estratégica a partir de um realinhamento dos negócios de químicos e plásticos da Bayer no início de 2005. O *core business* da empresa é o desenvolvimento, produção e venda de especialidades químicas, plásticos, borracha e intermediários. Com faturamento de 7,120 bilhões de Euros em 2010, e de 6.652 bilhões de Euros até o terceiro trimestre de 2011, a empresa tem como meta crescer 80% no período de 2010 a 2015, através do crescimento orgânico e da aquisição de outras empresas. Atualmente, possui 13 unidades de negócio organizadas em três diferentes segmentos: *Performance Polymers*, *Advanced Intermediates* e *Performance Chemicals*. A Empresa conta atualmente com 16.700 funcionários em 30 países, e possui 47 unidades de produção em todo o mundo.

A pesquisa foi realizada em um das unidades de produção situadas no Brasil, sendo que a Figura 17 ilustra o posicionamento na planta da unidade de negócio. A organização é reconhecida por suas práticas de gestão, tendo a primeira posição da indústria química do índice de sustentabilidade do *Dow Jones Sustainability World Index*. A planta do Brasil, local da pesquisa, assim como as demais plantas da Unidade de Negócio, possui um sistema de gestão consolidado sendo que a mesma possui as principais certificações de qualidade, segurança e responsabilidade social (ISO 9000.2000, ISO 14000, SA 8000). No período em que foram analisados os cortes longitudinais (2004 a 2011), a unidade de produção não passou por nenhum processo de fusão ou aquisição, bem como não teve mudanças significativas no sistema de gestão. Esses aspectos são importantes, pois a pesquisa foi conduzida considerando somente mudanças técnicas no processo. Entre 2008 e 2009 ocorreu a crise mundial de crédito; neste período, a planta teve três momentos de parada de produção para ajustes de estoque, mas, como a análise foi feita considerando as campanhas de produção, intervalo entre início e término de produção de um *grade*, as paradas não influenciam na análise.

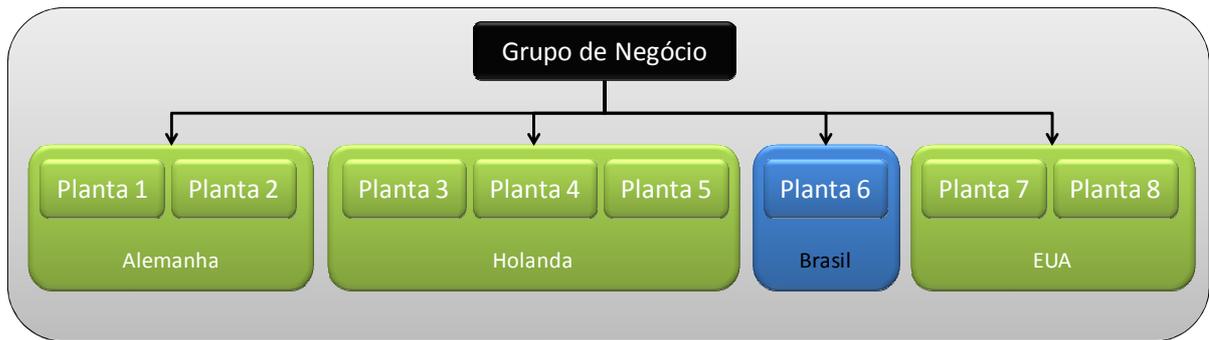


Figura 17: Posicionamento na organização da planta, local de estudo

Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 18 ilustra a maneira como a planta foi considerada ao longo do trabalho, com suas entradas, matérias-primas (produtos químicos, energia), recursos humanos e suas saídas, produtos acabados e perdas do processo (refugos, produto fora de especificação, resíduos gerados). A planta produz diversos *grades* (produtos) com especificação e características físico-químicas diferentes. O intervalo de tempo de produção de um *grade* é denominado de campanha, com duração média de dez dias.

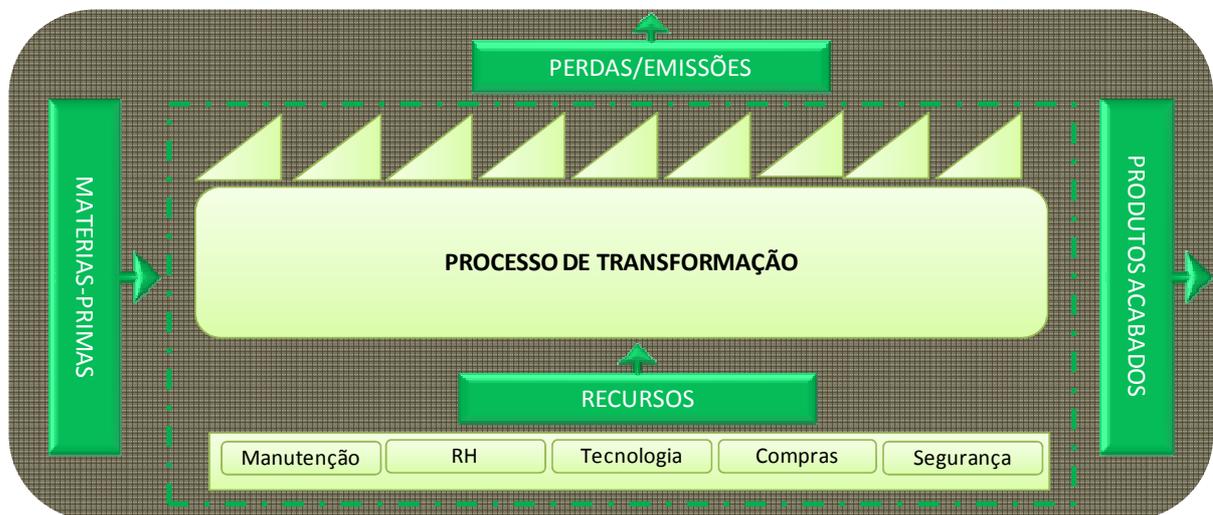


Figura 18: Macro estrutura da planta, local da pesquisa

Fonte: Elaborado pelo autor

Nesta seção, foi apresentado o local da pesquisa, com os períodos de análise já definidos na seção 3.3. A próxima seção apresentará a análise e comparação dos períodos de análise com relação a tempo e volume de produção.

4.1 AVALIAÇÃO DOS PERÍODOS DE ANÁLISE

Com a formação dos períodos de análise apresentada na seção 3.3, nesta seção, serão analisados o tempo e volume de produção dos períodos, objetivando verificar se não existem diferenças significativas entre os períodos. A análise é necessária, pois o tempo de campanha, considerado na análise, considera o início e o fim do período de produção. Assim, os momentos em que a planta não está produzindo não foram considerados no presente trabalho.

A distribuição do tempo de produção, de cada período de análise, encontra-se ilustrada no Gráfico 4. Observa-se, então, que cada um dos intervalos representa aproximadamente um terço do período total de análise (2004 a 2011). Como os produtos, *grades*, produzidos não possuem a mesma produtividade (quantidade de *output* por unidade de tempo), o Gráfico 5 apresenta a distribuição do volume de produção entre os três períodos de análise. Observa-se que tanto pelo tempo de produção quanto pelo volume produzido os três períodos não apresentam diferenças significativas.

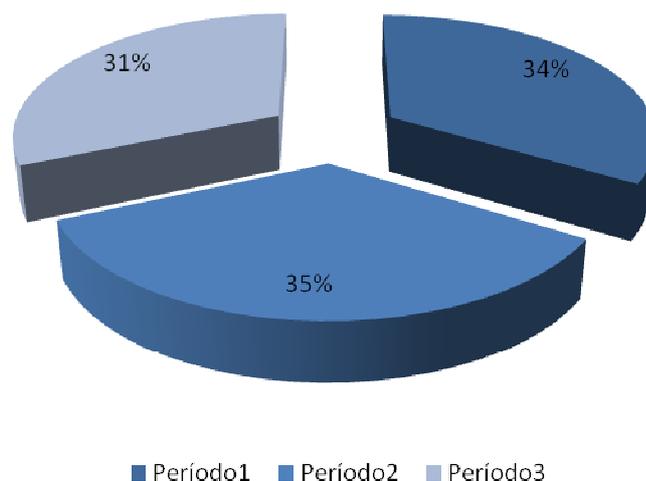


Gráfico 4: Distribuição do tempo entre os períodos analisados
Fonte: Elaborado pelo autor

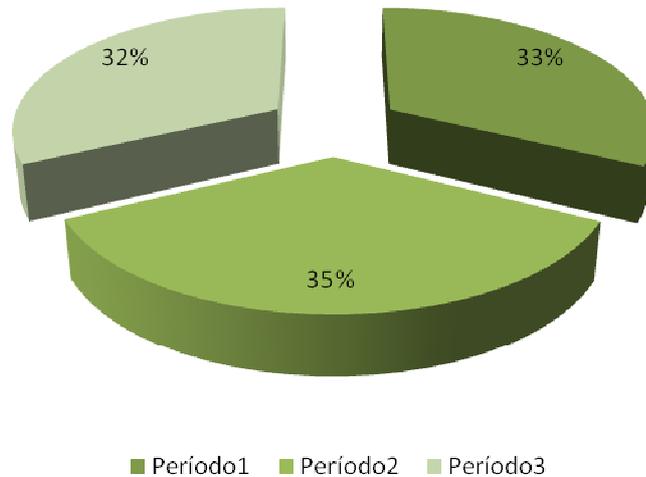


Gráfico 5: Distribuição do volume de produção entre os períodos de análise
Fonte: Elaborado pelo autor

Após definidos os períodos de análise, foram levantados os dados referentes às campanhas do intervalo de análise e a classificação por período de análise, o que será apresentado na seção 4.2.

4.2 LEVANTAMENTO DOS PRODUTOS E UNIDADES DE ANÁLISE

Com intervalo e os períodos de análise definidos e avaliados, foram levantadas todas as campanhas que ocorreram no intervalo. As campanhas foram classificadas nos períodos de análise e pelos produtos, *grades*, produzidos que podem ser observados na Tabela 1. No intervalo de análise (2004 a 2011), foram feitas quatrocentas e dezoito campanhas, sendo cento e quarenta e nove no primeiro período, cento e vinte e nove no segundo período e cento e quarenta no terceiro período. Como as campanhas de cada *grade* foram consideradas as unidades de análise, DMU's, a verificação da quantidade de campanhas por *grade* e por período é necessária, pois somente foram analisados *grades* com campanhas nos três períodos e com número mínimo para garantir o poder discriminante.

Tabela 1: Número de campanhas por período

<i>Grade</i>	Período 1 fev/04 a jul/06	Período 2 jul/06 a ago/09	Período 3 ago/09 a nov/11	Total
G1	25	34	21	80
G2	18	25	25	68
G3	8	13	9	30
G4	10	5	5	20
G5	11	14	12	37
G6	6	14	17	37
G7	-	17	17	34
G8	9	-	-	9
G9	7	-	-	7
G10	1	-	-	1
G11	11	1	-	12
G12	3	-	-	3
G13	-	4	1	5
G14	8	-	-	8
G15	1	1	5	7
G16	-	-	28	28
G17	3	-	-	3
G18	15	1	-	16
G19	8	-	-	8
G20	1	-	-	1
G21	2	-	-	2
G22	2	-	-	2
Total	149	129	140	418

Fonte: Elaborado pelo autor

Ao longo do intervalo de análise, foram produzidos vinte e dois *grades* diferentes, sendo que no período 1 foram produzidos dezenove, no período 2 onze e no período 3 dez. Conforme os conhecedores do processo, a redução da variedade de *grades* ao longo dos períodos é consequência da política da empresa em tornar as operações e distribuição globais, direcionando *grades* para determinadas plantas. Dentre os vinte e dois *grades* levantados, somente seis *grades* (G1 a G6) foram produzidos nos três períodos de análise. Entre o período 1 e o período 2, dez *grades* foram descontinuados e, entre os períodos 2 e 3, foram descontinuados dois *grades*. Durante o período 2, foram desenvolvidos 2 novos *grades* e no período 3 um novo *grade* foi desenvolvido. A quantidade de campanhas por *grade*, apresentada na Tabela 1, auxiliou na definição dos *grade* que serão considerados na análise em função da quantidade de *inputs* e *outputs*.

Com as campanhas e *grades* identificados, buscou-se nas bases de dados da empresa informações referentes ao tempo consumido para produção de cada *grade* e os volumes de produção dos mesmos. Essas informações, em termos percentuais do total, com relação aos volumes e tempo de produção, estão apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2: Distribuição do volume e tempo de produção por *grade* e período

<i>Grade</i>	Período 1		Período 2		Período 3	
	Volume	Tempo	Volume	Tempo	Volume	Tempo
G1	26%	23%	32%	31%	23%	22%
G2	12%	11%	34%	30%	24%	22%
G3	6%	6%	8%	8%	6%	6%
G4	4%	5%	2%	2%	1%	3%
G5	6%	7%	6%	8%	5%	5%
G6	3%	4%	6%	7%	6%	7%
G7	-	-	7%	9%	8%	8%
G8	4%	5%	-	-	-	-
G9	2%	3%	-	-	-	-
G10	-	-	-	-	-	-
G11	5%	6%	-	-	-	-
G12	1%	1%	-	-	-	-
G13	-	-	3%	2%	1%	1%
G14	5%	6%	-	-	-	-
G15	-	-	-	-	3%	3%
G16	-	-	-	-	24%	23%
G17	1%	2%	-	-	-	-
G18	15%	12%	2%	1%	-	-
G19	7%	6%	-	-	-	-
G20	1%	1%	-	-	-	-
G21	-	-	-	-	-	-
G22	-	1%	-	-	-	-
Total	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Fonte: Elaborado pelo autor

Observa-se que os *grades* G1 e G2 representam os maiores percentuais de tempo e volume produzidos nos períodos de análise. O *grade* G18, que no período 1 representava 15% do tempo de produção e 12% do volume, reduziu sua participação no período 2 para 2% do tempo e 1% do volume, e no período 3 não foi mais produzido. Já o *grade* G16 que até o período 2 não era produzido representa 24% do tempo e 23% do volume de produção do período 3. Os demais *grades* produzidos representam índices inferiores a 10% do tempo e volume produzido. Os dados avaliados nesta seção foram utilizados integradamente com a informação da quantidade de campanhas por *grade* apresentada na seção 4.1, e com as

informações apresentadas na próxima seção, referentes às *inputs* e *outputs*, para definição de quais *grades* e *inputs* foram consideradas na análise.

4.3 LEVANTAMENTO DAS *INPUTS* E *OUTPUTS*

Com os intervalos, períodos de análise e *grades* compreendidos, foram levantados, junto aos conhecedores do processo, as potenciais *inputs* e *outputs* para a análise. O entendimento do método e objetivos da análise levou os especialistas a identificar um único *output*. A variável considerada *output* do modelo foi o total, em massa, de produto produzido durante a campanha, ou seja, DMU. Os produtos considerados fora de especificação por problemas de qualidade não serão considerados na soma da produção, visto serem consequência de ineficiência técnica do processo. Com relação às *inputs*, foram apontados três grupos de potências que estão relacionados ao tempo, custo fixo e custo variável.

O uso da variável tempo como *input* é importante, pois é o único recurso que não pode ser aumentado. A *input* tempo será considerada como o número de horas de duração da campanha. As variáveis referentes ao custo fixo foram avaliadas pelos especialistas e identificadas como não relevantes para o modelo. Foram consideradas como não relevantes por representarem 7% do custo total. No Gráfico 6, estão representados os percentuais do custo total da empresa, em termos de custo fixo e variáveis, sendo as variáveis desmembradas entre as matérias-primas utilizadas.

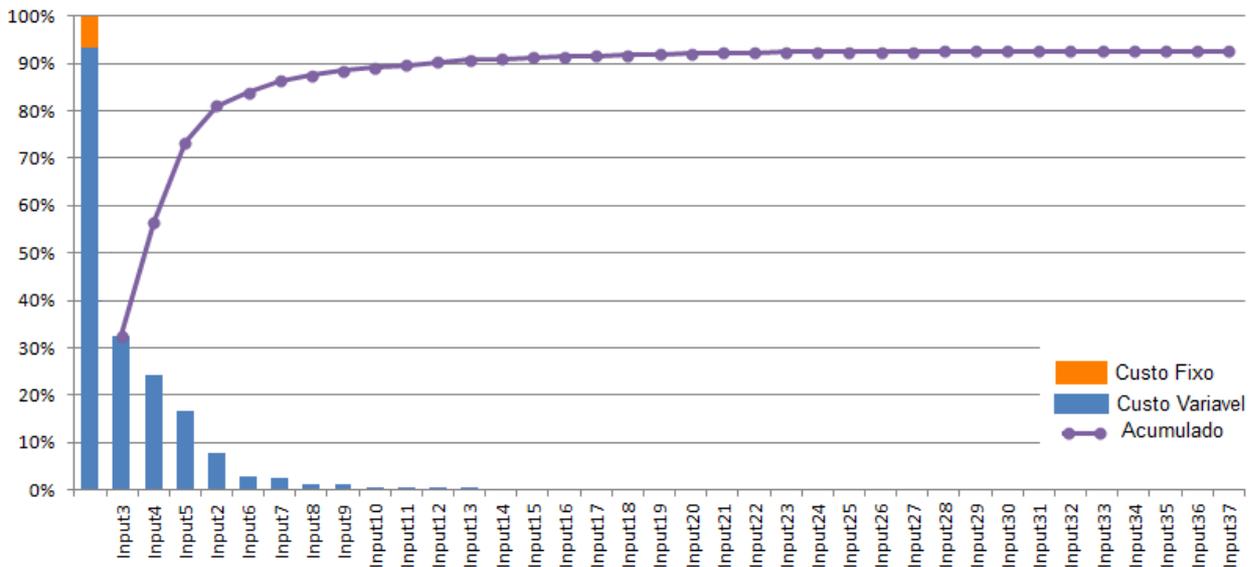


Gráfico 6: Composição do custo total de produção

Fonte: Elaborado pelo autor

A partir da análise realizada, foram identificadas trinta e sete matérias-primas (*inputs*) necessárias para produzir o produto acabado (*output*). As *inputs* foram levantadas junto à lista de matérias-primas que fazem parte do balanço de massa da planta. O balanço de massa é o controle entre todas as entradas e saídas do processo, sendo que o resultado da equação entrada menos saídas deve ser igual à zero. As trinta e sete matérias-primas compõem o custo variável da planta e incluem desde fontes de energia, produtos químicos, embalagens, entre outros.

Visando identificar a relevância, em termos de custo, de cada uma das matérias-primas, verificou-se o consumo médio dos últimos seis meses e o custo unitário de cada uma das matérias-primas. O resultado em termos percentuais da contribuição de cada uma das matérias-primas está apresentado na Tabela 3. A análise da participação no custo total das matérias-primas, denominadas de *input2* a *input37*, apresentadas na Tabela 3 e listadas em ordem decrescente, indica que poucas *inputs* representam a maior parte do custo total. Observa-se que quatro *inputs* (*input3*, 4, 5 e 2) representam quase 90% do custo total de matérias-primas, sendo consideradas relevantes para a análise; enquanto 20 *inputs* (*input18* a *input37*) representam menos de 1% do custo total de matérias-primas sendo consideradas de baixa relevância.

Tabela 3: Peso dos insumos *inputs* sobre custo variável total

Insumo	% Custo Total	%Acumulado	Insumo	% Custo Total	%Acumulado
<i>Input3</i>	35,0448	35,0448	<i>Input20</i>	0,1669	99,4508

Insumo	% Custo Total	%Acumulado	Insumo	% Custo Total	%Acumulado
<i>Input4</i>	26,0668	61,1116	<i>Input21</i>	0,1598	99,6106
<i>Input5</i>	18,0736	79,1852	<i>Input22</i>	0,1015	99,7121
<i>Input2</i>	8,3639	87,5491	<i>Input23</i>	0,0533	99,7654
<i>Input6</i>	3,0412	90,5903	<i>Input24</i>	0,0468	99,8122
<i>Input7</i>	2,6282	93,2185	<i>Input25</i>	0,0403	99,8524
<i>Input8</i>	1,2532	94,4717	<i>Input26</i>	0,0392	99,8916
<i>Input9</i>	1,1063	95,5780	<i>Input27</i>	0,0363	99,9279
<i>Input10</i>	0,7037	96,2817	<i>Input28</i>	0,0218	99,9498
<i>Input11</i>	0,6162	96,8979	<i>Input29</i>	0,0110	99,9608
<i>Input12</i>	0,5859	97,4838	<i>Input30</i>	0,0100	99,9708
<i>Input13</i>	0,5448	98,0285	<i>Input31</i>	0,0097	99,9806
<i>Input14</i>	0,2502	98,2787	<i>Input32</i>	0,0065	99,9870
<i>Input15</i>	0,2297	98,5084	<i>Input33</i>	0,0048	99,9919
<i>Input16</i>	0,2116	98,7200	<i>Input34</i>	0,0044	99,9963
<i>Input17</i>	0,2020	98,9220	<i>Input35</i>	0,0024	99,9986
<i>Input18</i>	0,1834	99,1053	<i>Input36</i>	0,0013	99,9999
<i>Input19</i>	0,1786	99,2839	<i>Input37</i>	0,0001	100,0000

Fonte: Elaborado pelo autor

Para garantir a consistência da análise, com relação às informações utilizadas, foi verificado que, ao longo do intervalo de análise (2004 a 2011), a importância relativa das *inputs* não sofreu alterações. A verificação indicou que não houve mudanças superiores a 1,5%.

Nesta seção, foi apresentado o levantamento e análise das variáveis consideradas como *inputs* e *outputs*. As informações levantadas associadas às informações sobre a quantidade de campanhas por *grade* (seção 4.1) e relevância dos *grades* (seção 4.2) foram utilizadas na próxima seção para definir a composição do modelo de análise.

4.4 DEFINIÇÃO DOS PRODUTOS, *INPUTS* E *OUTPUTS* UTILIZADAS NA ANÁLISE

O resultado do levantamento e análise de dados das seções 4.1 a 4.3 foi utilizado nesta seção para compor o modelo de análise. As definições referentes aos *grades* e *inputs* analisados considerou a relevância destes, com base na

participação no custo total e na necessidade de haver uma relação de DMU's superior a três vezes a soma de *inputs* e *outputs* conforme recomendação de Ferreira e Gomes (2009).

Com base na representatividade, relevância dos *grades*, em relação à participação em termos de tempo e volume de produção, e nos objetivos da pesquisa (avaliação entre períodos), os *grades* G7 a G22 não foram considerados por não terem dados nos três períodos além de representarem menos de 10% dos tempo e volume de produção, com exceção dos *grades* G16 e G18. Os *grades* G3 a G6 não foram considerados por representarem menos de 10% do tempo e volume de produção, critério definido pelos especialistas como ponto de corte, além de possuírem poucas campanhas, consideradas como DMU's, o que restringiria a quantidade de variáveis do modelo.

Assim, os *grades* analisados na pesquisa são G1 e G2, que somados representam 34% do tempo de produção do período 1, 61% do período 2 e 44% do período 3. O Gráfico 7 ilustra esses percentuais. Se considerados somente os *grades* que possuem campanhas nos três períodos de análise, os percentuais serão maiores.

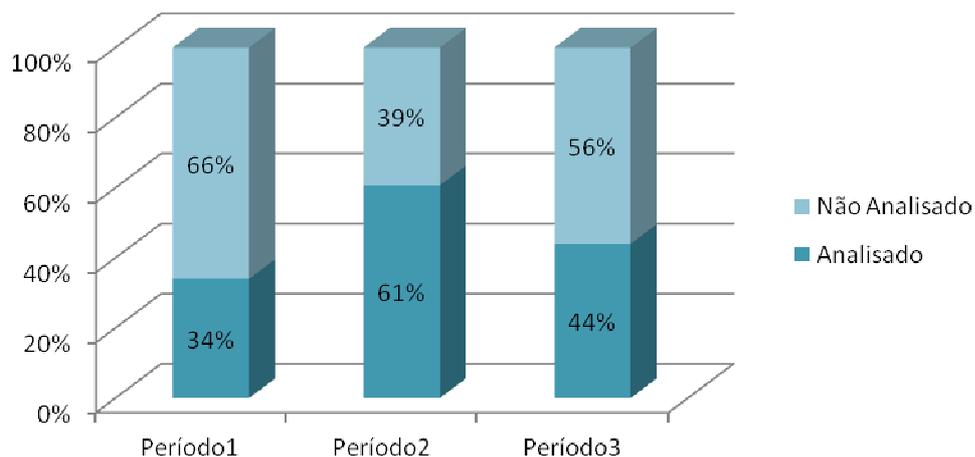


Gráfico 7: Percentual do tempo analisado considerando G1 e G2

Fonte: Elaborado pelo autor

Com relação ao volume de produção dos *grades* G1 e G2, o Gráfico 8 ilustra os percentuais, que representam 38% do volume de produção do período 1, 66% do período 2 e 47% do período 3.

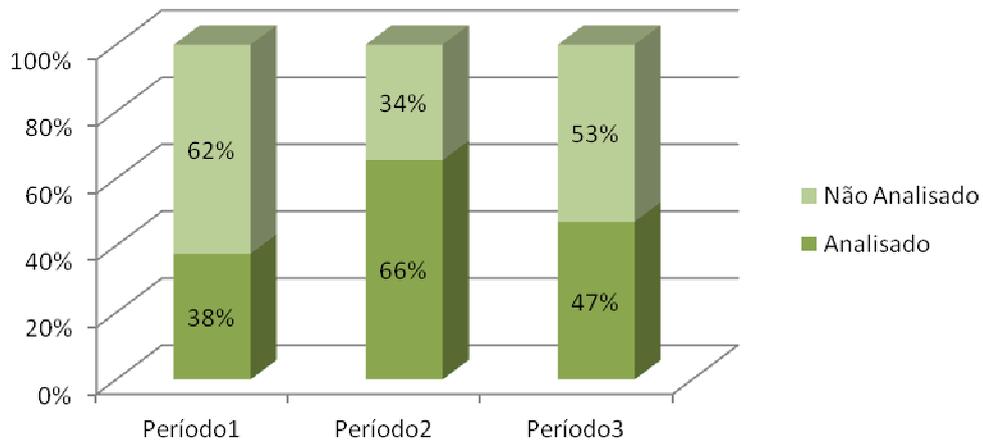


Gráfico 8: Percentual do volume de produção analisado considerando G1 e G2
Fonte: Elaborado pelo autor

O menor número de campanhas (DMU's) dos *grades* G1 e G2 é de 18, referente ao primeiro período do G2. Desse modo, o número de *inputs* e *outputs*, somados, do modelo deve ser, no máximo seis, baseado na recomendação de Ferreira e Gomes (2009). Como há um *output*, produção do *grade*, e uma *input*, tempo necessário para a análise, restam quatro possíveis *inputs*, as quais serão consideradas como as *inputs* de custo variável, Tabela 3, de maior participação no custo variável total, ou seja, serão consideradas as *inputs* 3, 4, 5 e 2 que representam 87,5% do custo variável total conforme ilustrado no Gráfico 9.

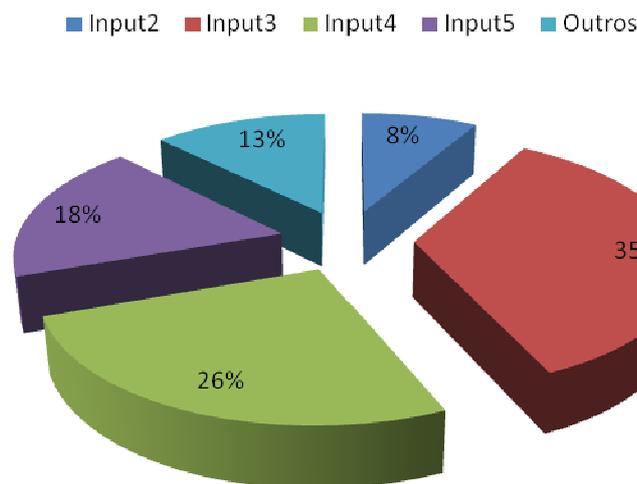


Gráfico 9: Importância das *inputs* utilizadas sobre o custo variável
Fonte: Elaborado pelo autor

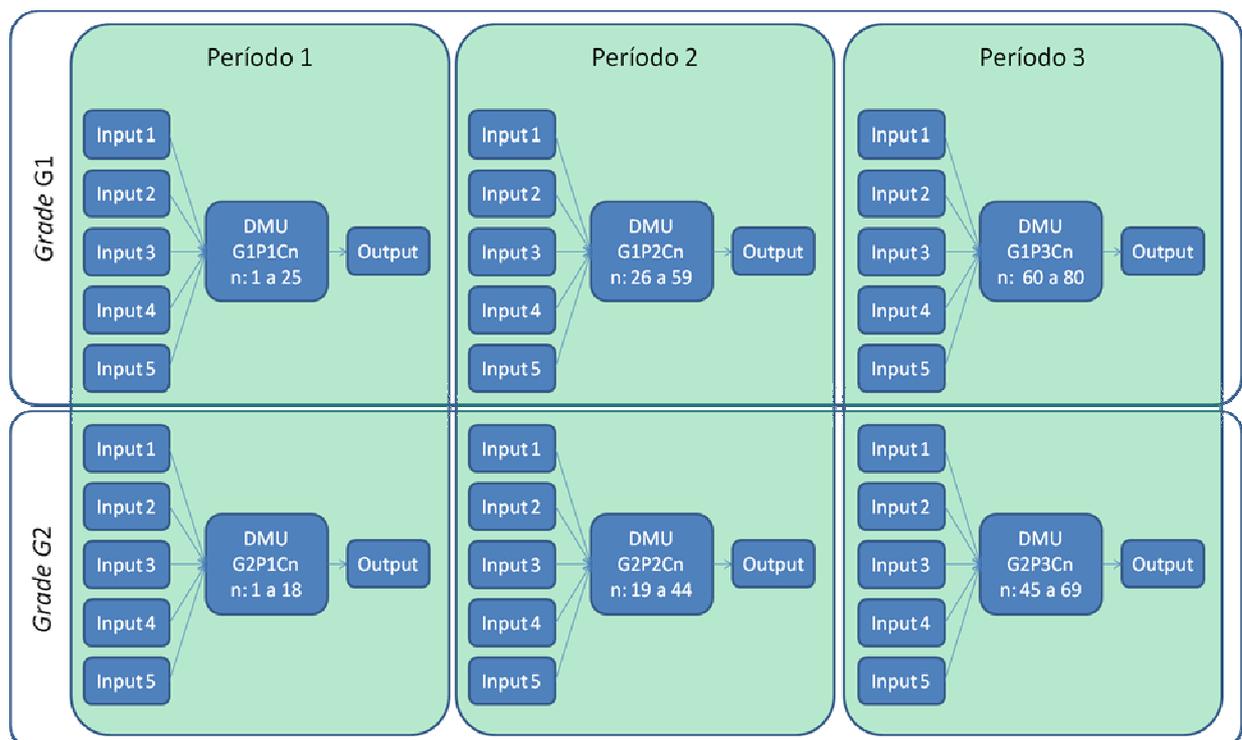
Para tornar claro o que são as *inputs* utilizadas, no Quadro 14, são apresentados os principais detalhes das *inputs* e *outputs* utilizadas.

Quadro 14: Detalhes das *inputs* e *outputs* utilizados

Variável	Produto	Unidade
<i>Input1</i>	Tempo	h
<i>Input2</i>	Energia + Vapor	kJ
<i>Input3</i>	Eteno	Nm ³
<i>Input4</i>	Propeno	Nm ³
<i>Input5</i>	Hexano	m ³
<i>Output</i>	Borracha	T

Fonte: Elaborado pelo autor

Dessa maneira, o modelo terá cinco *inputs* e um *output*, três períodos de análise, com dois *grades* analisados conforme ilustra a Figura 19. As cinco *inputs* utilizadas representam 87,5% do custo variável total. Os *grades* analisados, G1 e G2, representam na média do intervalo de análise 50,1% da produção em termo de volume e 46,7% em tempo. Considerando somente os *grades* que possuem campanhas nos três períodos de análise, o percentual do volume de produção analisado passa para 71,6% e o tempo para 67,2%.

**Figura 19:** Representação do modelo de análise

Fonte: Elaborado pelo autor

Com a estrutura do modelo de análise definido, quais os *grades* analisados, quais *inputs* e período de análise consideradas, conclui-se a fase de coleta de

dados. O próximo capítulo apresenta o resultado dos cálculos de eficiência e a análise dos resultados.

5 ANÁLISE DAS EFICIÊNCIAS NOS PERÍODOS

Nesta seção, são apresentados os resultados dos cálculos de eficiência e a análise dos valores. Os resultados estão apresentados por período de análise e, neste capítulo, foi realizada a análise somente dentro do mesmo período, enquanto que a análise longitudinal entre períodos será apresentada no capítulo 6. Cada seção deste capítulo apresenta um período de análise, sendo que a tabela inicial de cada seção apresenta os resultados do cálculo da eficiência técnica global (CRS), eficiência técnica pura (VRS), eficiência de escala e rendimento de escala. Posteriormente, é apresentada a tabela com as DMU's de referência, *benchmark* e os escores de referência (λ) para cada DMU ineficiente. Como os cálculos de eficiência, através da análise envoltória de dados, são resultado de uma relação, os valores de eficiência sempre estarão entre zero e um, sendo que, quanto maior o valor, maior a eficiência.

5.1 PERÍODO 1 (FEV/2004 A JUL/2006)

A Tabela 4 apresenta para as 25 campanhas do *grade* G1 no primeiro período de análise o resultado dos cálculos das eficiências técnica global, técnica pura de escala, fronteira invertida, composta além do rendimento de escala. Os valores calculados foram utilizados para analisar o desempenho, com relação à eficiência de cada unidade de análise e do período como um todo. As DMU's estão elencadas em ordem cronológica. Observa-se que as DMU's G1P1C02, G1P1C13 e G1P1C17 apresentam as maiores relações de eficiências; as três DMU's eficientes representam 12% do total de unidades de análise. As DMU's G1P1C07, G1P1C08, G1P1C09 e G1P1C20 são as DMU's que apresentam as menores eficiências observadas na amostra. A sequência de três campanhas consecutivas de baixas eficiências (... C07, C08 e C09) indica uma sequência de práticas operacionais desfavoráveis à eficiência. Dentre as unidades eficientes, é possível observar tendência ou correlação cronológica das campanhas, uma vez que as DMU's eficientes estão dispersas ao longo do período de análise. As observações feitas,

associadas a tendência da eficiência composta, apresentada na figura 20, sugerem que, para o primeiro período do *grade* G1, são observados os efeitos do processo de aprendizado e melhoria contínua na eficiência do processo.

Tabela 4: Eficiência *grade* G1 no período 1

DMU's	Campanha	CRS	VRS	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
		Eficiência Técnica Global	Eficiência Técnica Pura				
G1P1C01	1	0,8951	0,9221	0,9097	0,5062	0,9706	Crescente
G1P1C02	2	1,0000	1,0000	0,8441	0,5779	1,0000	Constante
G1P1C03	3	0,8863	0,9314	1,0000	0,4657	0,9516	Crescente
G1P1C04	4	0,8472	0,8677	0,9555	0,4561	0,9764	Crescente
G1P1C05	5	0,9114	0,9416	0,9274	0,5071	0,9679	Crescente
G1P1C06	6	0,8841	0,9194	0,9573	0,4810	0,9616	Crescente
G1P1C07	7	0,6830	0,9194	1,0000	0,4597	0,7429	Decrescente
G1P1C08	8	0,7923	0,8049	1,0000	0,4025	0,9843	Crescente
G1P1C09	9	0,7840	0,7992	1,0000	0,3996	0,9810	Crescente
G1P1C10	10	0,9018	0,9185	0,8679	0,5253	0,9818	Crescente
G1P1C11	11	0,8937	0,9670	0,9104	0,5283	0,9242	Decrescente
G1P1C12	12	0,9170	0,9578	0,9272	0,5153	0,9574	Crescente
G1P1C13	13	1,0000	1,0000	0,7380	0,6310	1,0000	Constante
G1P1C14	14	0,9434	1,0000	0,9662	0,5169	0,9434	Crescente
G1P1C15	15	0,9466	0,9913	0,8962	0,5475	0,9550	Crescente
G1P1C16	16	0,9185	0,9486	0,8815	0,5336	0,9683	Crescente
G1P1C17	17	1,0000	1,0000	0,8682	0,5659	1,0000	Constante
G1P1C18	18	0,9382	1,0000	0,9568	0,5216	0,9382	Crescente
G1P1C19	19	0,9613	0,9892	0,8841	0,5526	0,9718	Crescente
G1P1C20	20	0,8755	0,9043	1,0000	0,4521	0,9682	Crescente
G1P1C21	21	0,9493	1,0000	1,0000	0,5000	0,9493	Crescente
G1P1C22	22	0,9261	0,9644	0,9058	0,5293	0,9603	Crescente
G1P1C23	23	0,9122	0,9645	1,0000	0,4823	0,9457	Crescente
G1P1C24	24	0,9231	0,9716	0,9108	0,5304	0,9501	Crescente
G1P1C25	25	0,9138	0,9707	1,0000	0,4853	0,9414	Crescente

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 5 apresenta a relação entre DMU's de referência, *benchmark*, e os escores (λ) que servem de parâmetro para cálculo dos alvos para tornar a DMU eficiente. As DMU's G1P1C13 e G1P1C14 servem de referência para a maior quantidade de unidades, respectivamente, para 19 e 16 unidades de análise. Dentre as DMU's de referência, é possível observar que há uma concentração maior entre as campanhas 13 e 21, podendo indicar ser um período de melhores práticas de operação. Observa-se que a DMU G1P1C18 é menos eficiente que a DMU G1P1C17, porém serve como *benchmarking* para uma maior quantidade de DMU's.

Tabela 5: DMU's de referência (*Benchmark*) e escores (λ) do G1 no período 1

DMU	G1P1C02	G1P1C13	G1P1C14	G1P1C17	G1P1C18	G1P1C21
G1P1C01	-	0,74	0,26	-	-	-
G1P1C02	1,00	-	-	-	-	-
G1P1C03	-	0,35	0,65	-	-	-
G1P1C04	-	0,82	0,18	-	-	-
G1P1C05	-	0,71	0,29	-	-	-
G1P1C06	-	0,60	0,40	-	-	-
G1P1C07	-	1,00	-	-	-	-
G1P1C08	-	0,89	0,11	-	-	-
G1P1C09	-	0,86	0,14	-	-	-
G1P1C10	-	0,87	0,13	-	-	-
G1P1C11	-	1,00	-	-	-	-
G1P1C12	-	0,51	0,49	-	-	-
G1P1C13	-	1,00	-	-	-	-
G1P1C14	-	-	1,00	-	-	-
G1P1C15	-	0,50	0,28	0,06	0,16	-
G1P1C16	-	0,75	0,20	-	0,05	-
G1P1C17	-	-	-	1,00	-	-
G1P1C18	-	-	-	-	1,00	-
G1P1C19	-	0,31	-	0,47	0,22	-
G1P1C20	-	0,71	0,29	-	-	-
G1P1C21	-	-	-	-	-	1,00
G1P1C22	-	0,57	0,43	-	-	-
G1P1C23	-	-	-	0,14	0,34	0,52
G1P1C24	-	0,56	0,18	-	0,02	0,23
G1P1C25	-	0,06	0,84	-	0,10	-
Referência	1	19	16	4	7	3

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 6 apresenta os valores atuais, os alvos e a ineficiência no uso de cada um dos recursos, *inputs* utilizadas no modelo. Os alvos são valores que elevam a eficiência da unidade de análise tornando-a eficiente. O cálculo do alvo considera os escores (λ) dos parceiros de referência, também chamados de *benchmark*. Com os valores dos alvos, é possível identificar e mensurar quais variáveis, *inputs*, possuem maior influência na eficiência da DMU. Com base na ineficiência, calculada através da relação entre consumo do recurso e alvo, das DMU's menos eficientes, é possível observar que, para o primeiro período do *grade* G1, as maiores ineficiências ocorreram na *Input2*, com exceção da DMU G1P1C20 que foi na *input5*. Exemplificando os desdobramentos dos valores de alvo, nota-se que a DMU G1P1C09 utilizou 41% a mais do insumo *input2* do que seus parceiros de referência,

pois, conforme Tabela 5, são as DMU's G1P1C13 e G1P1C14. As *inputs* que apresentam as maiores eficiências são as *input3* e *input4*, que mostram os mesmos valores de ineficiência indicando possibilidade de haver correlação entre as variáveis. A constatação de correlação de eficiência entre variáveis é importante para o processo de decisão, já que auxilia o gestor de processo de duas formas: facilitando o controle que pode ser mantido somente sobre umas das variáveis; e nos estudos de projetos para melhorar a eficiência.

Tabela 6: Alvos e ineficiências das piores DMU's do *grade* G1 no período 1

DMU		<i>Input1</i>	<i>Input2</i>	<i>Input3</i>	<i>Input4</i>	<i>Input5</i>
G1P1C07	Atual	226,0	478,8	73,2	116,4	133,3
	Alvo	192,0	391,7	67,3	107,0	119,4
	Ineficiência	15%	18%	8%	8%	10%
G1P1C08	Atual	330,0	806,6	103,1	164,0	207,9
	Alvo	239,8	502,8	83,0	132,0	147,7
	Ineficiência	27%	38%	20%	20%	29%
G1P1C09	Atual	330,0	900,2	109,2	173,7	229,9
	Alvo	252,9	533,1	87,3	138,8	155,4
	Ineficiência	23%	41%	20%	20%	32%
G1P1C20	Atual	458,5	818,5	120,7	192,0	303,6
	Alvo	319,6	688,1	109,1	173,6	194,8
	Ineficiência	30%	16%	10%	10%	36%

Fonte: Elaborado pelo autor

Visando avaliar os valores dos alvos, foi calculada a eficiência técnica pura (VRS) considerando como *inputs* os valores dos alvos. A Tabela 7 apresenta os valores de eficiência calculados, observa-se que todas as DMU's tenderam à eficiência máxima (um), indicando que os valores calculados como alvo são coerentes. O procedimento de avaliação dos alvos foi realizado somente para este período com o intuito de verificação; para os demais períodos e *grades*, esta avaliação não foi realizada.

Tabela 7: Teste validação alvos

DMU	Eficiência Técnica Pura- VRS						
G1P1C01	1,0000	G1P1C08	1,0000	G1P1C14	1,00000	G1P1C20	0,9999
G1P1C02	1,0000	G1P1C09	1,0000	G1P1C15	0,99998	G1P1C21	1,0000
G1P1C03	0,9999	G1P1C10	1,0000	G1P1C16	1,00000	G1P1C22	1,0000
G1P1C04	1,0000	G1P1C11	1,0000	G1P1C17	1,00000	G1P1C23	1,0000
G1P1C05	1,0000	G1P1C12	1,0000	G1P1C18	1,00000	G1P1C24	0,9999
G1P1C06	1,0000	G1P1C13	1,0000	G1P1C19	1,00000	G1P1C25	1,0000

DMU	Eficiência Técnica Pura- VRS	DMU	Eficiência Técnica Pura- VRS	DMU	Eficiência Técnica Pura- VRS	DMU	Eficiência Técnica Pura- VRS
G1P1C07	1,0000						

Fonte: Elaborado pelo autor

As análises até aqui foram para o *grade* G1 no primeiro período, sendo que, em síntese, não se identificou mudanças significativas de eficiência na sequência das campanhas e foi observada variabilidade das eficiências ao longo do período. Com base nas observações, pode ser inferido que a eficiência não é um indicador sob controle e não são observados efeitos do processo de aprendizagem e melhoria contínua. Na sequência, será apresentada a análise para o primeiro período do *grade* G2.

A Tabela 8 apresenta o resultado dos cálculos das eficiências técnica global, técnica pura de escala, fronteira invertida, composta e o rendimento de escala para as 18 campanhas do *grade* G2 no primeiro período de análise. As DMU's G2P1C09 e G2P1C14 apresentam as maiores relações de eficiência. As DMU's G2P1C01, G2P1C03, G2P1C04, G2P1C10 e G2P1C13 são as DMU's que apresentam as menores eficiências observadas na amostra. Nota-se também que as DMU's que possuem as menores eficiências estão localizadas mais no início do período. Com base na observação, é possível inferir que no primeiro período do *grade* G2 ocorreu o aumento da eficiência ao longo do tempo, e este aumento pode estar relacionado ao processo de aprendizado e melhoria contínua, uma vez que no período não foram realizadas mudanças tecnológicas no processo. Esta observação é reforçada com o gráfico de tendência da eficiência composta ilustrado na figura 20. Ainda com relação à Tabela 8, é relevante salientar a importância da análise da fronteira invertida e composta, pois as DMU's G2P1C18 e G2P1C05 são eficientes através do cálculo padrão com retornos constantes, mas sob a fronteira invertida são ineficientes; percebe-se, com isso, que a análise de um único fator pode levar a interpretações equivocadas.

Tabela 8: Eficiência *grade* G2 no período 1

DMU's	Campanha	CRS	VRS	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
		Eficiência Técnica Global	Eficiência Técnica Pura				
G2P1C01	1	0,8357	0,8409	1,0000	0,4205	0,9937	Crescente
G2P1C02	2	0,9861	1,0000	0,9256	0,5372	0,9861	Decrescente
G2P1C03	3	0,7913	0,9373	1,0000	0,4686	0,8443	Crescente
G2P1C04	4	0,7987	0,8743	1,0000	0,4371	0,9136	Decrescente
G2P1C05	5	0,9783	1,0000	1,0000	0,5000	0,9783	Decrescente

DMU's	Campanha	CRS	VRS	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
		Eficiência Técnica Global	Eficiência Técnica Pura				
G2P1C06	6	0,8722	0,9347	0,9701	0,4823	0,9331	Crescente
G2P1C07	7	0,9243	0,9418	0,9537	0,4940	0,9814	Crescente
G2P1C08	8	0,9185	0,9437	0,9159	0,5139	0,9733	Crescente
G2P1C09	9	1,0000	1,0000	0,7780	0,6110	1,0000	Constante
G2P1C10	10	0,7824	0,9274	1,0000	0,4637	0,8437	Crescente
G2P1C11	11	0,8550	0,9693	0,9368	0,5163	0,8821	Crescente
G2P1C12	12	0,8386	0,9357	0,9501	0,4928	0,8963	Crescente
G2P1C13	13	0,8581	0,9356	1,0000	0,4678	0,9172	Decrescente
G2P1C14	14	1,0000	1,0000	0,9323	0,5339	1,0000	Constante
G2P1C15	15	0,8463	0,9834	0,9318	0,5258	0,8605	Crescente
G2P1C16	16	0,9388	0,9462	0,9393	0,5035	0,9922	Crescente
G2P1C17	17	0,9818	0,9828	0,9435	0,5197	0,9990	Decrescente
G2P1C18	18	0,9689	1,0000	1,0000	0,5000	0,9689	Crescente

Fonte: Elaborado pelo autor

As unidades de análise que servem de referência para a maior parte das DMU's ineficientes do primeiro período do *grade* G2 são as DMU's G2P1C09 e G1P2C18 que são referência para 14 e 11 DMU's respectivamente. A Tabela 9 apresenta a relação entre DMU's de referência, *benchmark*, e os escores (λ) que servem de parâmetro para cálculo dos alvos, a fim de tornar a DMU eficiente. Diferentemente do que foi observado no primeiro período do *grade* G1, para o *grade* G2, as DMU's de referência encontram-se distribuídas entre o período de análise sem concentrações significativas. Esta observação é aparentemente divergente ao observado na Tabela 8, na qual se inferiu que houve melhoria na eficiência ao longo do período. A divergência é aparente, pois a leitura da Tabela 9 indica que os *benchmarkings* estão distribuídos, mas, complementando a leitura com a Tabela 8, observa-se que na metade final do período conseguiu-se desempenhos mais próximos aos dos *benchmarkings*, o que não foi observado no início do período.

Tabela 9: DMU's de referência (*Benchmark*) e escores (λ) *grade* G2 período 1

DMU	G2P1C02	G2P1C05	G2P1C09	G2P1C14	G2P1C18
G2P1C01	-	-	0,75	0,17	0,08
G2P1C02	1,00	-	-	-	-
G2P1C03	-	-	0,27	-	0,73
G2P1C04	-	0,60	0,40	-	-
G2P1C05	-	1,00	-	-	-
G2P1C06	-	-	0,89	-	0,11
G2P1C07	-	-	0,77	0,01	0,21
G2P1C08	-	-	0,75	-	0,25
G2P1C09	-	-	1,00	-	-

DMU	G2P1C02	G2P1C05	G2P1C09	G2P1C14	G2P1C18
G2P1C10	-	-	0,26	-	0,74
G2P1C11	-	-	0,45	0,01	0,53
G2P1C12	-	-	0,65	-	0,35
G2P1C13	-	0,58	0,42	-	-
G2P1C14	-	-	-	1,00	-
G2P1C15	-	-	0,41	-	0,59
G2P1C16	-	-	0,45	0,43	0,12
G2P1C17	0,10	-	0,10	0,80	-
G2P1C18	-	-	-	-	1,00
Referência	2	3	14	6	11

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 10 apresenta os valores atuais, os alvos e a ineficiência, no uso de cada um dos recursos, *inputs* utilizadas no modelo. Com base na ineficiência calculada através da relação entre consumo do recurso e alvo, das DMU's menos eficientes, é possível observar que, para o primeiro período do *grade* G2, as maiores ineficiências são observadas nas *Input1* (tempo) e *Input2* (energia e vapor). As *inputs* que apresentam as maiores eficiências são as *input3* e *input4*, que, assim como observado com o *grade* G1, apresentam os mesmos valores de ineficiência indicando possibilidade de haver correlação entre as variáveis.

Tabela 10: Alvos e ineficiências do *grade* G2 no período 1

DMU		<i>Input1</i>	<i>Input2</i>	<i>Input3</i>	<i>Input4</i>	<i>Input5</i>
G2P1C01	Atual	235,2	478,7	109,3	173,9	63,9
	Alvo	175,1	402,6	91,9	146,2	53,7
	Ineficiência	26%	16%	16%	16%	16%
G2P1C03	Atual	576,2	1138,9	212,0	337,3	130,4
	Alvo	386,4	805,5	198,7	316,1	119,8
	Ineficiência	33%	29%	6%	6%	8%
G2P1C04	Atual	135,7	235,8	48,8	77,7	29,8
	Alvo	78,3	205,4	42,7	67,8	24,9
	Ineficiência	42%	13%	13%	13%	16%
G2P1C10	Atual	494,0	1062,4	215,9	343,5	133,7
	Alvo	389,3	811,1	200,2	318,5	120,7
	Ineficiência	21%	24%	7%	7%	10%
G2P1C12	Atual	286,0	654,7	139,6	222,0	87,5
	Alvo	255,8	553,6	130,6	207,7	77,9
	Ineficiência	11%	15%	6%	6%	11%
G2P1C13	Atual	152,0	329,1	46,3	73,7	34,7
	Alvo	79,8	208,4	43,3	68,9	25,3
	Ineficiência	48%	37%	6%	7%	27%

Fonte: Elaborado pelo autor

Em síntese, as análises do *grade* G2 no primeiro período indicam que o processo de aprendizado e melhoria contínua teve influência positiva na eficiência, o que também foi observado para o *grade* G1 para o mesmo período. Comparando os dois períodos, observa-se que o *grade* G1, mesmo com um maior número de campanhas os valores de eficiência, não apresentou as mesmas variações observadas no *grade* G2 ao longo do período. Na próxima seção, serão apresentados os resultados e as análises do segundo período, similar ao que foi apresentado nesta seção.

5.2 PERÍODO 2 (JUL/2006 A AGO/2009)

O segundo período de análise inicia em julho de 2006 após a implantação de um projeto para reduzir o consumo da *input4* (propeno) e termina em agosto de 2009. Uma primeira observação a ser feita com base na análise das eficiências do primeiro período é que a *input4* não é a restrição da eficiência, indicando que o projeto não foi orientado às *inputs* de menor eficiência. A Tabela 11 apresenta o resultado dos cálculos das eficiências técnica global, técnica pura de escala, fronteira invertida, composta e o rendimento de escala para as 34 campanhas do *grade* 1 no segundo período de análise. As DMU's estão elencadas em ordem cronológica. Observa-se que seis DMU's, G1P2C30, G1P2C34 e G1P2C37, G1P2C39, G1P2C55, e G1P2C58 apresentam os melhores desempenhos. Comparando-se o percentual de DMU's com melhor desempenho do primeiro período, nota-se que não houve variação significativa. As sete DMU's do segundo período representam 17% do total de DMU's, enquanto que, no primeiro período, as DMU's com melhor desempenho representam 12% da amostra (3 de 25).

A análise dos dados da Tabela 11 indica que o período iniciou bem até a décima quarta campanha, com eficiências elevadas e quatro das seis DMU's com maiores eficiências do período. Após a campanha 14 (G1P2C39), as campanhas apresentaram baixos índices de eficiência. No final do período de análise, as campanhas voltaram a apresentar maiores eficiências. O comportamento das unidades de análise, observado ao longo do período, não se explica pelas teorias de aprendizado e melhoria contínua. Esta observação é reforçada com o gráfico de

tendência da eficiência composta ilustrado na figura 20. Conclui-se que, para o segundo período do *grade* G1, assim como observado no primeiro período, o processo de aprendizado e melhoria contínua não influencia a eficiência no sentido de elevá-la ao longo do tempo.

Tabela 11: Eficiência *grade* G1 no período 2

DMU's	Campanha	CRS	VRS	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
		Eficiência Técnica Global	Eficiência Técnica Pura				
G1P2C26	1	0,9922	1,0000	0,8802	0,5599	0,9922	Crescente
G1P2C27	2	0,9182	0,9183	0,9303	0,4940	0,9999	Decrescente
G1P2C28	3	0,9755	1,0000	0,9550	0,5225	0,9755	Crescente
G1P2C29	4	0,9593	0,9601	0,8982	0,5310	0,9991	Decrescente
G1P2C30	5	1,0000	1,0000	0,8790	0,5605	1,0000	Constante
G1P2C31	6	0,9980	1,0000	0,8859	0,5571	0,9980	Crescente
G1P2C32	7	0,9871	1,0000	0,9300	0,5350	0,9871	Decrescente
G1P2C33	8	0,9676	0,9856	0,9078	0,5389	0,9818	Crescente
G1P2C34	9	1,0000	1,0000	0,8479	0,5760	1,0000	Constante
G1P2C35	10	0,8891	1,0000	0,9817	0,5091	0,8891	Decrescente
G1P2C36	11	0,7521	1,0000	1,0000	0,5000	0,7521	Decrescente
G1P2C37	12	1,0000	1,0000	0,8916	0,5542	1,0000	Constante
G1P2C38	13	0,9494	0,9504	0,9321	0,5092	0,9990	Crescente
G1P2C39	14	1,0000	1,0000	0,9283	0,5359	1,0000	Constante
G1P2C40	15	0,8900	0,9214	1,0000	0,4607	0,9659	Crescente
G1P2C41	16	0,8137	0,8676	1,0000	0,4338	0,9379	Decrescente
G1P2C42	17	0,8616	0,9004	1,0000	0,4502	0,9569	Crescente
G1P2C43	18	0,9191	0,9214	0,9471	0,4871	0,9976	Decrescente
G1P2C44	19	0,9321	0,9336	0,9381	0,4978	0,9984	Crescente
G1P2C45	20	0,9660	0,9782	0,9161	0,5311	0,9875	Crescente
G1P2C46	21	0,9610	0,9830	0,9167	0,5331	0,9777	Crescente
G1P2C47	22	0,8987	0,9038	1,0000	0,4519	0,9944	Decrescente
G1P2C48	23	0,9604	0,9660	0,9239	0,5210	0,9942	Crescente
G1P2C49	24	0,9635	0,9730	0,9295	0,5217	0,9902	Crescente
G1P2C50	25	0,9496	0,9656	0,8787	0,5434	0,9834	Decrescente
G1P2C51	26	0,9840	1,0000	0,9224	0,5388	0,9840	Crescente
G1P2C52	27	0,9497	0,9538	0,9257	0,5140	0,9957	Crescente
G1P2C53	28	0,9776	0,9819	0,9116	0,5351	0,9956	Crescente
G1P2C54	29	0,9380	0,9401	0,9091	0,5155	0,9977	Crescente
G1P2C55	30	1,0000	1,0000	0,9135	0,5432	1,0000	Constante
G1P2C56	31	0,9557	1,0000	0,8851	0,5574	0,9557	Decrescente
G1P2C57	32	0,9550	0,9702	0,9135	0,5283	0,9844	Crescente
G1P2C58	33	1,0000	1,0000	0,9047	0,5476	1,0000	Constante
G1P2C59	34	1,0000	1,0000	1,0000	0,5000	1,0000	Constante

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 12 apresenta as unidades de análise que servem de referência para as DMU's ineficientes para o *grade* G1 no segundo período de análise. Observa-se que as DMU's eficientes concentram-se no início e no final do período estabelecido para análise. As observações feitas vêm ao encontro do que foi analisado na Tabela 11 que indica que o início e o final do período apresentam eficiência mais elevada. Ainda com relação à análise da Tabela 12, verifica-se que uma grande quantidade de unidades de análise são referências, *benckmark*, indicando pouca discriminação dos valores, uma vez que 44% (15 de 34) das unidades de análise são referência. A unidade de análise a ser observada por 44% das DMU's é a G1P2C34, pois, além de servir de referência, é a DMU que apresenta a máxima eficiência CRS e VRS, a menor eficiência calculada pela fronteira invertida, que indica que suas piores eficiências são as melhores da amostra; conseqüentemente, trata-se da unidade que apresenta a maior eficiência composta.

Tabela 12: DMU's de referência (*Benchmark*) e escores (λ) grade G1 no período 2

DMU	G1P2C26	G1P2C28	G1P2C30	G1P2C31	G1P2C32	G1P2C34	G1P2C35	G1P2C36	G1P2C37	G1P2C39	G1P2C51	G1P2C55	G1P2C56	G1P2C58	G1P2C59
G1P2C26	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C27	-	-	-	-	-	0,98	-	-	-	-	-	-	-	-	0,02
G1P2C28	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C29	-	-	0,02	-	-	0,71	-	-	-	-	-	-	-	-	0,27
G1P2C30	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C31	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C32	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C33	0,52	0,41	-	-	-	-	-	-	-	-	0,03	-	-	0,04	-
G1P2C34	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C35	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C36	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C37	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-
G1P2C38	-	-	-	0,35	-	0,18	-	-	0,21	-	-	0,24	-	0,02	-
G1P2C39	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-
G1P2C40	0,49	0,33	-	0,17	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C41	-	-	-	-	0,27	0,07	-	-	-	-	-	-	0,21	-	0,44
G1P2C42	0,29	0,71	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C43	-	-	-	-	-	0,45	-	-	-	-	-	-	-	-	0,55
G1P2C44	-	-	-	0,17	-	0,41	-	-	0,42	-	-	-	-	-	-
G1P2C45	0,33	-	-	-	-	0,05	-	-	0,32	-	0,30	-	-	-	-
G1P2C46	0,38	0,38	-	-	-	-	-	-	-	-	0,24	-	-	-	-
G1P2C47	-	-	-	-	-	0,53	-	-	-	-	-	-	-	-	0,47
G1P2C48	0,03	-	-	-	-	0,19	-	-	0,61	-	0,17	-	-	-	-
G1P2C49	-	-	-	0,23	-	-	-	-	0,24	-	0,32	-	-	0,21	-
G1P2C50	-	-	0,10	-	-	0,36	-	-	-	-	-	0,11	-	-	0,43
G1P2C51	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-
G1P2C52	-	-	-	0,54	-	0,17	-	-	0,29	-	-	-	-	-	-
G1P2C53	-	-	-	0,05	-	0,22	-	-	0,11	-	0,10	0,51	-	-	-
G1P2C54	0,03	-	-	-	-	0,97	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C55	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-
G1P2C56	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-
G1P2C57	0,28	-	-	0,42	-	0,31	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P2C58	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-
G1P2C59	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00
Referência	9	5	3	9	2	15	1	1	8	1	7	4	2	4	7

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 13 apresenta os valores atuais, os alvos e a ineficiência no uso de cada um dos recursos, *inputs* utilizadas no modelo. Com base na ineficiência calculada através da relação entre consumo do recurso e alvo, das DMU's menos eficientes, é possível observar que, para o segundo período do *grade* G1, as maiores ineficiências são observadas nas *input1* e *input2*. As *inputs* que apresentam as maiores eficiências são as *input3* e *input4*.

Tabela 13: Alvos e ineficiências DMU's *grade* 1 no período 2

DMU		<i>Input1</i>	<i>Input2</i>	<i>Input3</i>	<i>Input4</i>	<i>Input5</i>
G1P2C40	Atual	972,5	1720,4	264,9	421,4	527,8
	Alvo	710,8	1585,2	244,1	388,3	440,8
	Ineficiência	27%	8%	8%	8%	16%
G1P2C41	Atual	165,5	375,0	51,5	82,0	100,5
	Alvo	143,6	321,8	44,7	71,1	87,2
	Ineficiência	13%	14%	13%	13%	13%
G1P2C42	Atual	930,2	2143,3	297,5	473,3	583,4
	Alvo	783,9	1696,0	267,9	426,2	482,4
	Ineficiência	16%	21%	10%	10%	17%
G1P2C47	Atual	293,2	662,0	72,0	114,5	174,7
	Alvo	207,1	460,0	65,0	103,5	133,8
	Ineficiência	29%	31%	10%	10%	23%

Fonte: Elaborado pelo autor

Com base nas observações referentes ao segundo período do *grade* G2, pode ser inferido que a eficiência sofreu grande variabilidade ao longo do período e não são observados efeitos do processo de aprendizagem e melhoria contínua. Comparando o mesmo produto, *grade* G1 no primeiro e segundo período observa-se uma maior instabilidade com relação à eficiência, podendo esta ser em parte atribuída à implantação do projeto 1. A análise e comparação entre períodos é preliminar e será avaliada no capítulo 6 através do índice de Malmquist que objetiva este tipo de análise. Na sequência, será apresentada a análise para o segundo período do *grade* G2.

A Tabela 14 apresenta, em ordem cronológica, o resultado dos cálculos das eficiências técnica global, técnica pura de escala, fronteira invertida, composta e o rendimento de escala para as 26 campanhas do *grade* G2 no segundo período de análise. Observa-se que cinco DMU's, G2P2C20, G2P2C29, G2P2C37, G2P2C38 e G2P2C41, apresentam os melhores desempenhos. Isso representa 19% das unidades de análise do período (5 de 26), comparando-se com o resultado do período 1, em que 11% das DMU's foram eficientes, ocasionando um aumento

significativo do percentual de DMU's eficientes. Observa-se também que as DMU's G2P2C19 e G2P2C43, mesmo não sendo consideradas entre as mais eficientes, conforme o critério definido para esta dissertação, apresentam bom desempenho quando considerada a eficiência composta que leva em conta a fronteira invertida, ou seja, estas DMU's apresentam menor variabilidade de eficiências parciais das *inputs*. Outro ponto de atenção é a DMU G2P2C29, considerada eficiente, porém na análise da fronteira invertida tem máximo escore. Dito de outro modo, com base neste critério, não é eficiente.

As unidades menos eficientes são as G2P2C25, G2P2C30, G2P2C33 e G2P2C44, que apresentam eficiências de fronteira padrão e de fronteira invertida desfavoráveis para serem consideradas de bom desempenho. Com relação ao processo de aprendizado e melhoria contínua, com base na cronologia das unidades, não se pode afirmar que tenha influenciado positivamente este período. Esta observação é reforçada com o gráfico de tendência da eficiência composta ilustrado na figura 20.

Tabela 14: Eficiência *grade 2* no período 2

DMU's	Campanha	CRS Eficiência Técnica Global	VRS Eficiência Técnica Pura	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
G2P2C19	1	0,9704	0,9895	0,8183	0,5856	0,9807	Decrescente
G2P2C20	2	1,0000	1,0000	0,8829	0,5585	1,0000	Constante
G2P2C21	3	0,9720	0,9758	0,9409	0,5174	0,9962	Crescente
G2P2C22	4	0,9698	0,9703	0,9226	0,5239	0,9994	Decrescente
G2P2C23	5	0,9970	1,0000	0,9219	0,5391	0,9970	Crescente
G2P2C24	6	0,9791	1,0000	0,9739	0,5131	0,9791	Crescente
G2P2C25	7	0,9359	0,9360	0,9900	0,4730	0,9999	Decrescente
G2P2C26	8	0,9668	1,0000	1,0000	0,5000	0,9668	Crescente
G2P2C27	9	0,9927	1,0000	0,9352	0,5324	0,9927	Crescente
G2P2C28	10	0,9764	0,9765	0,9370	0,5197	0,9999	Decrescente
G2P2C29	11	1,0000	1,0000	1,0000	0,5000	1,0000	Constante
G2P2C30	12	0,9388	0,9431	0,9718	0,4857	0,9954	Crescente
G2P2C31	13	0,9684	0,9685	0,9439	0,5123	0,9999	Decrescente
G2P2C32	14	0,9646	1,0000	0,9947	0,5026	0,9646	Crescente
G2P2C33	15	0,9229	0,9656	1,0000	0,4828	0,9558	Crescente
G2P2C34	16	0,7359	1,0000	1,0000	0,5000	0,7359	Decrescente
G2P2C35	17	0,9372	1,0000	1,0000	0,5000	0,9372	Crescente
G2P2C36	18	0,9811	0,9935	0,9606	0,5164	0,9875	Crescente
G2P2C37	19	1,0000	1,0000	0,8692	0,5654	1,0000	Constante
G2P2C38	20	1,0000	1,0000	0,9202	0,5399	1,0000	Constante
G2P2C39	21	0,9802	0,9808	0,9513	0,5148	0,9993	Decrescente

DMU's	Campanha	CRS Eficiência Técnica Global	VRS Eficiência Técnica Pura	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
G2P2C40	22	0,9765	0,9765	1,0000	0,4883	0,9999	Crescente
G2P2C41	23	1,0000	1,0000	0,8077	0,5962	1,0000	Constante
G2P2C42	24	0,9545	0,9662	0,8910	0,5376	0,9879	Decrescente
G2P2C43	25	0,9795	0,9924	0,8329	0,5798	0,9870	Decrescente
G2P2C44	26	0,8445	0,8453	1,0000	0,4226	0,9991	Decrescente

Fonte: Elaborado pelo autor

Os parceiros de referência do segundo período do *grade* G2 encontram-se na Tabela 15, que apresenta a relação entre DMU's de referência, *benchmark*, e os escores (λ) que servem de parâmetro para cálculo dos alvos, a fim de tornar a DMU eficiente. São observadas 12 DMU's como parceiro de referência. Essa quantidade representa 46% do total de unidades de análise. O número elevado de unidades de referência indica pouco poder de discriminação do modelo. A dificuldade de discriminação está relacionada às diferenças entre as unidades que dificultam a comparação e não identificam um parceiro de referência a não ser a própria unidade de análise. As DMU's G2P2C24, G2P2C27, G2P2C32, G2P2C34 e G2P2C35 são referências somente para si mesmas, ou seja, o modelo não identificou outras unidades de análise para comparação. As DMU's G2P2C20, G2P2C29 e G2P2C38 servem de referência para a maior parte das unidades ineficientes, são referência para 12, 10 e 11 DMU's respectivamente, e estão distribuídas ao longo do período e também são as DMU's que têm as maiores eficiências conforme observado na Tabela 15.

Tabela 15: DMU's de referência (*Benchmark*) e escores (λ) grade G2 período 2

DMU	G2P2C20	G2P2C23	G2P2C24	G2P2C26	G2P2C27	G2P2C29	G2P2C32	G2P2C34	G2P2C35	G2P2C37	G2P2C38	G2P2C41
G2P2C19	0,06	-	-	-	-	0,22	-	-	-	-	-	0,72
G2P2C20	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G2P2C21	0,49	0,46	-	-	-	-	-	-	-	-	0,05	-
G2P2C22	0,68	-	-	-	-	0,14	-	-	-	-	0,19	-
G2P2C23	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G2P2C24	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G2P2C25	0,14	-	-	-	-	0,13	-	-	-	-	0,73	-
G2P2C26	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-
G2P2C27	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-
G2P2C28	0,36	-	-	-	-	0,04	-	-	-	-	0,60	-
G2P2C29	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-
G2P2C30	0,26	0,49	-	-	-	-	-	-	-	-	0,24	-
G2P2C31	0,23	-	-	-	-	0,05	-	-	-	-	0,72	-
G2P2C32	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-
G2P2C33	-	0,63	-	0,37	-	-	-	-	-	-	-	-
G2P2C34	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-
G2P2C35	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-
G2P2C36	-	-	-	0,20	-	-	-	-	-	-	0,80	-
G2P2C37	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-
G2P2C38	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-
G2P2C39	0,35	-	-	-	-	0,32	-	-	-	-	0,34	-
G2P2C40	-	-	-	-	-	0,17	-	-	-	-	0,83	-
G2P2C41	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00
G2P2C42	0,38	-	-	-	-	-	-	-	-	0,08	-	0,54
G2P2C43	0,15	-	-	-	-	0,35	-	-	-	-	-	0,51
G2P2C44	0,14	-	-	-	-	0,77	-	-	-	-	0,08	-
Referência	12	4	1	3	1	10	1	1	1	2	11	4

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 16 apresenta os valores atuais, os alvos e a ineficiência no uso de cada um dos recursos, *inputs* utilizadas no modelo para as três DMU's menos eficientes. Com base na ineficiência calculada através relação entre consumo do recurso e alvo, das DMU's menos eficientes, é possível observar que, para o segundo período do *grade* G2, as maiores ineficiências são observadas nas *input1* e *input2*. As *inputs* que apresentam as menores ineficiências são as *input3* e *input4*.

Tabela 16: Alvos e ineficiências do *grade* G2 no período 2

DMU		<i>Input1</i>	<i>Input2</i>	<i>Input3</i>	<i>Input4</i>	<i>Input5</i>
G2P2C25	Atual	629,0	1324,3	312,5	497,2	188,9
	Alvo	542,7	1239,5	292,5	465,3	176,6
	Ineficiência	14%	6%	6%	6%	7%
G2P2C30	Atual	534,0	1254,7	307,9	489,9	180,4
	Alvo	503,6	1151,3	290,4	462,0	166,3
	Ineficiência	6%	8%	6%	6%	8%
G2P2C44	Atual	210,0	519,3	95,4	151,8	63,9
	Alvo	177,5	397,4	80,6	128,3	52,0
	Ineficiência	15%	23%	15%	16%	19%

Fonte: Elaborado pelo autor

Em resumo, as análises do *grade* G2 no segundo período indicam que o processo de aprendizado e melhoria contínua não teve influência positiva na eficiência, o mesmo foi observado para o *grade* G1 no período. A análise indica que o projeto 1 criou instabilidade operacional com relação à eficiência, sendo um ponto de avaliação para futuros projetos, quer seja na consideração do impacto na eficiência e medida de controle para acelerar o processo de aprendizado ou mesmo considerando o efeito nos estudos de viabilidade do projeto. Na próxima seção, serão apresentados os resultados e as análises do terceiro período, similar ao que foi apresentado nesta seção.

5.3 PERÍODO 3 (AGO/2009 A NOV/2011)

O terceiro período de análise tem início em agosto de 2009 após a implantação de um projeto 2 com o objetivo de aumentar a eficiência *input1* (tempo) e termina em novembro de 2011. Diferentemente do projeto 1, que não objetivava a *input* de menor eficiência, o projeto 2 objetiva aumentar a eficiência da *input1* (tempo) que é a *input* que apresentou as menores eficiências no primeiro e segundo

períodos. A Tabela 17 apresenta, em ordem cronológica, o resultado dos cálculos das eficiências técnica global, técnica pura de escala, fronteira invertida, composta e o rendimento de escala para as 21 campanhas do *grade* G1 no terceiro período de análise.

Observa-se que seis DMU's, G1P3C60, G1P3C62, G1P3C64, G1P3C67, G1P3C79 e G1P3C80, apresentam os melhores desempenhos. Comparando-se o percentual de DMU's com melhor desempenho do primeiro e segundo períodos (12%) com o terceiro, observa-se um aumento com 28,6% das DMU's eficientes (6 de 21). É possível observar ainda que as DMU's G1P3C62 e G1P3C67 são consideradas eficientes pelos critérios definidos, porém há necessidade de atenção especial em considerá-las, pois, na análise da fronteira invertida, estas DMU's têm eficiência igual a um, que indica que, em alguma *input*, as DMU's possuem um desempenho, eficiência baixa. Estas DMU's aparecem como eficientes nos modelos padrões (CRS e VRS) em função da atribuição de pesos baixos para as *inputs* de baixo desempenho. Duas DMU's não consideradas eficientes, mas que apresentam bom desempenho, em função do maior equilíbrio entre as eficiências individuais de cada *input*, são as DMU's G1P3C63 e G1P3C72.

Tabela 17: Eficiência *grade* G1 no período 3

DMU's	Campanha	CRS	VRS	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
		Eficiência Técnica Global	Eficiência Técnica Pura				
G1P3C60	1	1,0000	1,0000	0,9515	0,5243	1,0000	Constante
G1P3C61	2	0,9467	0,9494	0,9950	0,4772	0,9971	Decrescente
G1P3C62	3	1,0000	1,0000	1,0000	0,5000	1,0000	Constante
G1P3C63	4	0,9001	1,0000	0,7940	0,6030	0,9001	Decrescente
G1P3C64	5	1,0000	1,0000	0,9466	0,5267	1,0000	Constante
G1P3C65	6	0,6050	0,6437	1,0000	0,3218	0,9399	Decrescente
G1P3C66	7	0,9221	0,9240	1,0000	0,4620	0,9979	Decrescente
G1P3C67	8	1,0000	1,0000	1,0000	0,5000	1,0000	Constante
G1P3C68	9	0,9844	1,0000	1,0000	0,5000	0,9844	Crescente
G1P3C69	10	0,9142	0,9143	0,9200	0,4971	0,9999	Decrescente
G1P3C70	11	0,9612	1,0000	0,9242	0,5379	0,9612	Decrescente
G1P3C71	12	0,9851	1,0000	1,0000	0,5000	0,9851	Decrescente
G1P3C72	13	0,8823	0,9964	0,7799	0,6083	0,8855	Decrescente
G1P3C73	14	0,9971	1,0000	0,9726	0,5137	0,9971	Decrescente
G1P3C74	15	0,9375	0,9389	0,9406	0,4991	0,9985	Decrescente
G1P3C75	16	0,9858	0,9909	0,9713	0,5098	0,9948	Decrescente
G1P3C76	17	0,9719	0,9847	0,9520	0,5164	0,9869	Decrescente
G1P3C77	18	0,8938	1,0000	1,0000	0,5000	0,8938	Decrescente

DMU's	Campanha	CRS Eficiência Técnica Global	VRS Eficiência Técnica Pura	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
G1P3C78	19	0,9384	1,0000	0,7936	0,6032	0,9384	Decrescente
G1P3C79	20	1,0000	1,0000	0,6701	0,6649	1,0000	Constante
G1P3C80	21	1,0000	1,0000	0,8945	0,5528	1,0000	Constante

Fonte: Elaborado pelo autor

As DMU's que apresentaram as menores eficiências são G1P3C60, G1P3C65, G1P3C66, G1P3C69 e G1P3C74. Estas DMU's estão mais concentradas no início do período de análise sugerindo que, para o *grade* G1 no terceiro período, ocorre a influência positiva do processo de aprendizado e melhoria contínua. Esta observação é reforçada com o gráfico de tendência da eficiência composta ilustrado na figura 20. O início do período que apresenta grande oscilação entre DMU's eficientes e não eficientes é característico de novas tecnologias, ou mudanças que apresenta fases de adaptação. Inferências com relação à efetividade do projeto 2 não podem ser feitas com base nas análises realizadas nesta seção, pois não há base de comparação entre os períodos, uma vez que a eficiência é calculada de maneira independente em cada período. No capítulo 6, será tratada a análise dos projetos, seção em que serão feitas inferências sobre o impacto dos projetos de maneira integrada.

Como observado em outros períodos de análise, neste período, para este *grade*, também é observada grande quantidade de DMU's de referência, ao todo 57% (12 de 21) são considerados parceiros de referência. Quatro das doze DMU's de referência são parceiros somente de si mesmos. As unidades de análise que servem de referência para a maior parte das DMU's ineficientes são as DMU's G1P3C67, G1P3C78, G1P3C79 e G1P3C80. A Tabela 18 apresenta a relação entre DMU's de referência, *benchmark*, e os escores (λ) que servem de parâmetro para cálculo dos alvos, a fim de tornar a DMU eficiente. Observa-se uma maior concentração de DMU's de referência no final do terceiro período. Essa constatação reforça a conclusão feita com base na Tabela 17, que indica a presença positiva do processo de aprendizagem e melhoria contínua.

Tabela 18: DMU's de referência (*Benchmark*) e escores (λ) grade G1 no período 3

DMU	G1P3C60	G1P3C62	G1P3C63	G1P3C64	G1P3C67	G1P3C68	G1P3C70	G1P3C73	G1P3C77	G1P3C78	G1P3C79	G1P3C80
G1P3C60	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P3C61	-	-	-	-	0,47	-	-	-	-	-	0,26	0,27
G1P3C62	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P3C63	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P3C64	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P3C65	-	-	-	-	-	-	-	-	0,54	0,10	0,37	-
G1P3C66	-	-	-	-	0,30	-	-	-	-	0,11	0,01	0,58
G1P3C67	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-
G1P3C68	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-
G1P3C69	-	-	-	-	0,16	-	-	-	-	-	0,84	-
G1P3C70	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-
G1P3C71	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1P3C72	-	-	0,26	-	-	-	-	-	0,29	0,44	-	-
G1P3C73	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-
G1P3C74	-	-	-	-	0,18	-	-	-	-	-	0,76	0,05
G1P3C75	-	-	-	-	0,06	-	-	0,47	-	-	-	0,32
G1P3C76	0,39	-	-	-	0,18	-	-	-	-	0,31	-	0,12
G1P3C77	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-
G1P3C78	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-
G1P3C79	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-
G1P3C80	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00
Referência	2	1	2	1	7	1	1	2	3	6	6	6

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 19 apresenta os valores atuais, os alvos e a ineficiência no uso de cada um dos recursos, *inputs* utilizadas no modelo. Observa-se que, para as DMU's G1P3C65, G1P3C66 e G1P3C69 as *inputs* 3, 4 e 5 tiveram as mesmas ineficiências. Isso também ocorreu para a campanha G1P3C74 com as *inputs* de 1 a 4. Esse fato reforça a questão de poderem ser feitas inferências com relação ao projeto 2, implementado para aumentar a eficiência da *input*1, em função de não haver base de comparação, já que a *input*1 é a variável que apresenta as menores eficiências.

Tabela 19: Alvos e ineficiências do *grade* G1 no período 3

DMU		<i>Input</i> 1	<i>Input</i> 2	<i>Input</i> 3	<i>Input</i> 4	<i>Input</i> 5
G1P3C65	Atual	260,7	453,9	39,9	63,4	114,0
	Alvo	149,6	243,1	25,7	40,8	73,4
	Ineficiência	43%	46%	36%	36%	36%
G1P3C66	Atual	521,0	896,8	183,0	291,1	287,2
	Alvo	455,2	828,7	169,1	269,0	265,4
	Ineficiência	13%	8%	8%	8%	8%
G1P3C69	Atual	349,7	609,9	90,1	143,4	173,2
	Alvo	286,2	520,0	82,4	131,0	158,4
	Ineficiência	18%	15%	9%	9%	9%
G1P3C74	Atual	335,0	609,2	101,0	160,7	211,1
	Alvo	313,7	572,0	94,8	150,8	175,1
	Ineficiência	6%	6%	6%	6%	17%

Fonte: Elaborado pelo autor

Esta seção tratou até este ponto da análise do *grade* G1 no terceiro período, sendo que, em síntese, identificou-se mudanças que levam a concluir que ocorre o processo de aprendizado e melhoria contínua ao longo do período. Na sequência, será apresentada a análise para o terceiro período do *grade* G2.

A Tabela 20 apresenta, em ordem cronológica, o resultado dos cálculos das eficiências técnica global, técnica pura de escala e o rendimento de escala para as 25 campanhas do *grade* G2 no terceiro período de análise. Observa-se que duas DMU's, G2P355 e G2P367, apresentam os melhores desempenhos. Nota-se ainda, na Tabela 20, que as DMU's com as menores eficiências estão mais concentradas no início do período de análise, e são as DMU's G2P3C45, G2P3C48, G2P3C50, G2P3C51, G2P3C54, G2P3C57 e G2P3C58. A concentração das DMU's menos eficientes no início do período sugere incrementos na eficiência ao longo do período, este podendo estar associado ao processo de aprendizado e melhoria contínua.

Tabela 20: Eficiência *grade* G2 no período 3

DMU's	Campanha	CRS Eficiência Técnica Global	VRS Eficiência Técnica Pura	Invertida	Composta	Eficiência Escala	Rendimento Escala
G2P3C45	1	0,9381	0,9590	1,0000	0,4795	0,9782	Crescente
G2P3C46	2	0,8936	1,0000	1,0000	0,5000	0,8936	Decrescente
G2P3C47	3	0,9896	1,0000	0,9061	0,5470	0,9896	Decrescente
G2P3C48	4	0,9190	0,9554	0,9736	0,4909	0,9620	Decrescente
G2P3C49	5	0,9214	0,9596	0,9654	0,4971	0,9602	Crescente
G2P3C50	6	0,9210	0,9617	1,0000	0,4809	0,9576	Crescente
G2P3C51	7	0,9162	0,9555	1,0000	0,4777	0,9589	Crescente
G2P3C52	8	0,9469	0,9943	0,9577	0,5183	0,9524	Crescente
G2P3C53	9	0,9433	0,9942	0,9804	0,5069	0,9488	Crescente
G2P3C54	10	0,9119	0,9194	0,9578	0,4808	0,9919	Decrescente
G2P3C55	11	1,0000	1,0000	0,8453	0,5774	1,0000	Constante
G2P3C56	12	0,9636	0,9988	1,0000	0,4994	0,9648	Crescente
G2P3C57	13	0,9340	0,9661	1,0000	0,4830	0,9667	Crescente
G2P3C58	14	0,8449	0,8457	1,0000	0,4229	0,9990	Crescente
G2P3C59	15	0,9228	0,9659	0,9708	0,4976	0,9554	Crescente
G2P3C60	16	0,9389	0,9728	0,9391	0,5169	0,9651	Decrescente
G2P3C61	17	0,9329	1,0000	1,0000	0,5000	0,9329	Crescente
G2P3C62	18	0,9284	1,0000	1,0000	0,5000	0,9284	Crescente
G2P3C63	19	0,9263	0,9665	0,9637	0,5014	0,9584	Crescente
G2P3C64	20	0,9508	1,0000	0,9323	0,5338	0,9508	Crescente
G2P3C65	21	0,9439	1,0000	0,9882	0,5059	0,9439	Crescente
G2P3C66	22	0,9525	0,9768	0,9531	0,5118	0,9751	Crescente
G2P3C67	23	1,0000	1,0000	0,9230	0,5385	1,0000	Constante
G2P3C68	24	0,9544	0,9620	0,9219	0,5200	0,9921	Decrescente
G2P3C69	25	0,9373	0,9755	0,9478	0,5139	0,9608	Crescente

Fonte: Elaborado pelo autor

As unidades de análise que servem de referência para as DMU's ineficientes e os escores (λ) que servem de parâmetro para cálculo dos alvos, com vistas a tornar a DMU eficiente, encontram-se na Tabela 21. Observa-se, outrossim, que as DMU's de referência não apresentam concentrações em períodos específicos.

Tabela 21: DMU's de referência (Benchmark) e escores (λ) *grade* G2 período 3

DMU	G2P3C46	G2P3C47	G2P3C55	G2P3C61	G2P3C62	G2P3C64	G2P3C65	G2P3C67
G2P3C45	-	-	0,34	-	-	-	0,17	0,49
G2P3C46	1,00	-	-	-	-	-	-	-
G2P3C47	-	1,00	-	-	-	-	-	-
G2P3C48	-	0,36	0,64	-	-	-	-	-
G2P3C49	-	-	0,73	-	0,08	-	0,19	-
G2P3C50	-	-	0,77	-	0,23	-	-	-
G2P3C51	-	-	0,78	-	0,22	-	-	-
G2P3C52	-	-	0,49	-	0,06	0,07	0,39	-
G2P3C53	-	-	0,46	-	0,10	-	0,45	-
G2P3C54	-	-	0,86	-	-	-	-	0,14
G2P3C55	-	-	1,00	-	-	-	-	-
G2P3C56	-	-	-	-	-	-	0,38	0,62
G2P3C57	-	-	0,85	-	0,15	-	-	-
G2P3C58	-	-	1,00	-	-	-	-	-
G2P3C59	-	-	0,65	-	0,06	-	0,29	-
G2P3C60	-	0,46	0,54	-	-	-	-	-
G2P3C61	-	-	-	1,00	-	-	-	-
G2P3C62	-	-	-	-	1,00	-	-	-
G2P3C63	-	-	0,78	-	0,22	-	-	-
G2P3C64	-	-	-	-	-	1,00	-	-
G2P3C65	-	-	-	-	-	-	1,00	-
G2P3C66	-	-	0,36	-	-	-	0,20	0,44
G2P3C67	-	-	-	-	-	-	-	1,00
G2P3C68	-	-	0,79	-	-	-	-	0,21
G2P3C69	-	-	0,74	-	0,08	-	0,18	-
Referência	1	3	17	1	11	2	9	6

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 22 apresenta os valores atuais, os alvos e a ineficiência no uso de cada um dos recursos, *inputs* utilizadas no modelo. Com base na ineficiência calculada através da relação entre consumo do recurso e alvo, das DMU's menos eficientes, é possível observar que, para o terceiro período do *grade* G2, as maiores ineficiências são observadas nas *input1* e *input2*. As *inputs* que apresentam as menores ineficiências são as *inpts3*, 4 e 5.

Tabela 22: Alvos e ineficiências do *grade* G2 no período 3

DMU		Input1	Input2	Input3	Input4	Input5
G2P3C45	Atual	422,7	876,5	178,0	283,2	105,1
	Alvo	322,4	627,8	170,7	271,5	100,8
	Ineficiência	24%	28%	4%	4%	4%
G2P3C48	Atual	218,0	390,6	98,8	157,2	57,0
	Alvo	140,6	294,2	86,9	138,2	54,5
	Ineficiência	36%	25%	12%	12%	4%
G2P3C49	Atual	360,0	777,0	190,6	303,3	117,3
	Alvo	319,8	668,9	182,9	291,0	112,6
	Ineficiência	11%	14%	4%	4%	4%
G2P3C51	Atual	503,0	925,3	188,9	300,5	118,8
	Alvo	319,7	674,8	180,5	287,1	113,2
	Ineficiência	36%	27%	4%	4%	5%
G2P3C54	Atual	238,5	492,0	117,3	186,6	69,8
	Alvo	180,2	363,4	105,1	167,2	64,2
	Ineficiência	24%	26%	10%	10%	8%
G2P3C58	Atual	291,2	552,2	117,7	187,2	75,2
	Alvo	161,9	337,9	99,5	158,3	61,8
	Ineficiência	44%	39%	15%	15%	18%

Fonte: Elaborado pelo autor

Nesta seção, foram apresentadas as análises do terceiro período. Em síntese, as análises do *grade* G2 indicam que o processo de aprendizado e melhoria contínua teve influência positiva na eficiência, o que também foi observado para o *grade* G1 para o mesmo período.

No Quadro 15, é apresentado um resumo das conclusões deste capítulo com relação à presença do processo de aprendizagem e à melhoria contínua sobre a eficiência e a figura 20 os gráficos que conduziram a estas conclusões.

Quadro 15: Processo de aprendizado nos períodos

	Grade G1	Grade G2
Período 1	Observado	Observado
Período 2	Não Observado	Não Observado
Período 3	Observado	Observado

Fonte: Elaborado pelo autor

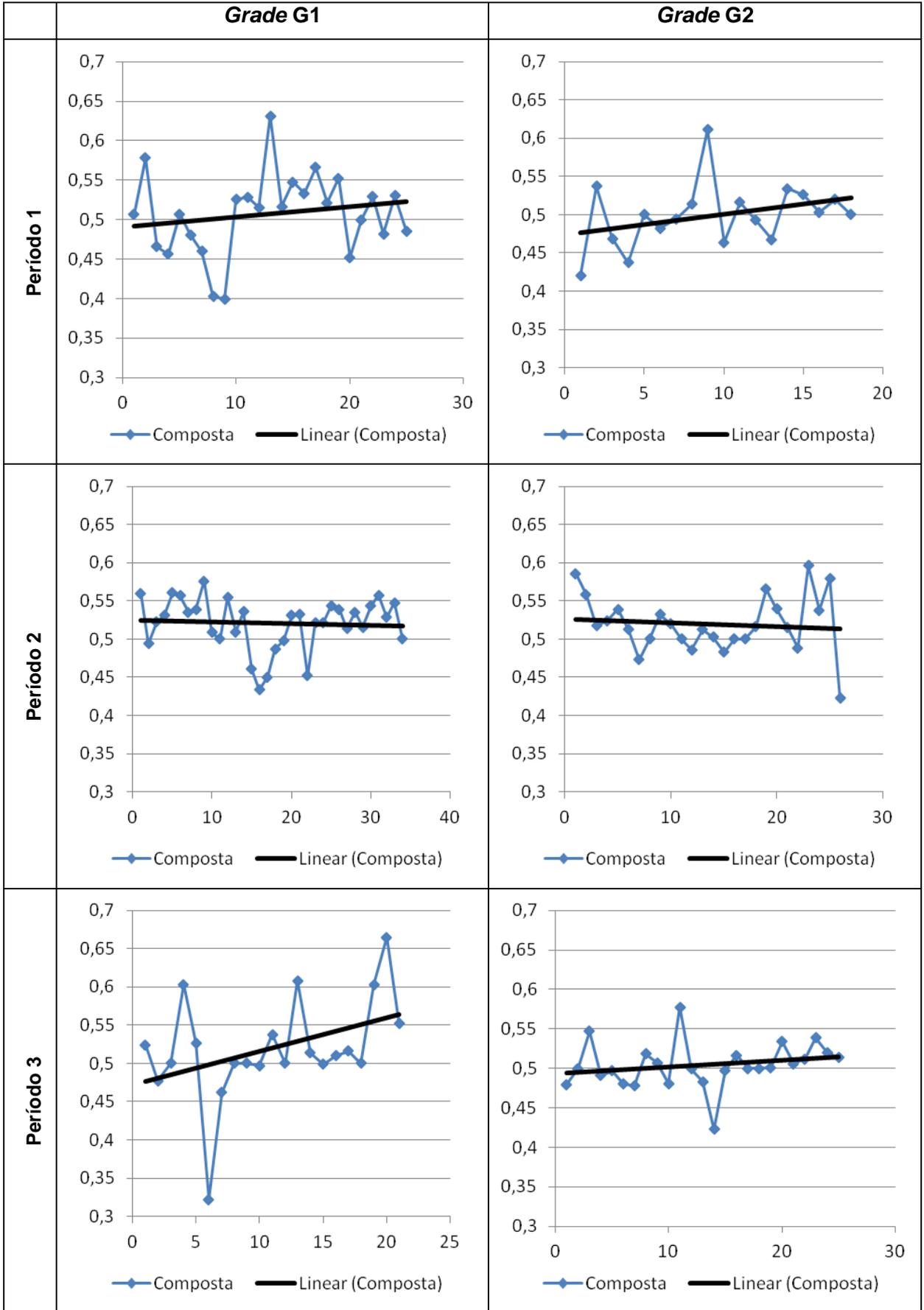


Figura 20: Tendência de evolução da eficiência (composta) de cada período

Fonte: Elaborado pelo autor

Este capítulo apresentou a análise individual de cada período com algumas análises cruzadas entre períodos, porém estas não se apresentaram conclusivas. No próximo capítulo, será apresentada a análise longitudinal integrada dos períodos, que tem por finalidade identificar os efeitos dos projetos na eficiência.

6 AVALIAÇÃO LONGITUDINAL DAS EFICIÊNCIAS

No capítulo 5, foram avaliados os períodos individualmente, sem inferências com relação à variação de eficiência entre os períodos, o que será feito neste capítulo, com o intuito de analisar o impacto dos projetos na eficiência. O capítulo está dividido em três seções: na primeira, será apresentada uma análise gráfica de distribuição de frequência da eficiência entre os períodos. Na segunda seção, será apresentada a análise da variação da eficiência e suas origens (eficiência técnica ou mudança tecnológica) através do índice de Malmquist. O capítulo é, então, concluído com a seção que apresenta a análise com métodos estatísticos para verificar se existe variação significativa da eficiência entre os períodos de análise.

6.1 ANÁLISE GRÁFICA

Esta seção apresenta a análise gráfica da variação de eficiência entre os três períodos de análise. É apresentada a distribuição de frequências de eficiência dos períodos e a variação e deslocamento da eficiência nos intervalos de frequência, considerando o cálculo da eficiência por período e de forma integrada.

O Gráfico 10 apresenta a distribuição de frequência para a eficiência das DMU's do *grade* G1, calculada por períodos (não integrada). É possível observar que no terceiro período há um maior percentual de DMU's com eficiência entre 0,98 e 1,00 (98% e 100%), do que no primeiro e segundo períodos. Também é possível notar que o período 1 apresenta maiores percentuais de DMU's nos dois menores intervalos de eficiência, entre 0,90 e 0,92 (90% e 92%) e inferiores a 0,90 (90%). Através da análise do Gráfico 10, não é possível inferir que o terceiro período possui o melhor desempenho, em termos de eficiência, bem como que o primeiro

período apresente o pior desempenho, pois, como o cálculo da eficiência é por período, não há base de comparação. A análise do Gráfico 10 indica que ocorreu um aumento de eficiência ao longo dos períodos de análise para o *grade* G1. Dito de outro modo, ao longo dos períodos de análise, a unidade consegue ser eficiente em um número maior de vezes (campanhas). Exemplificando, no terceiro período, mais de 75% das campanhas tiveram eficiência superior a 98% e menos de 10% inferior a 10%; já no primeiro período, menos de 50% das campanhas tiveram eficiência superior a 98%.

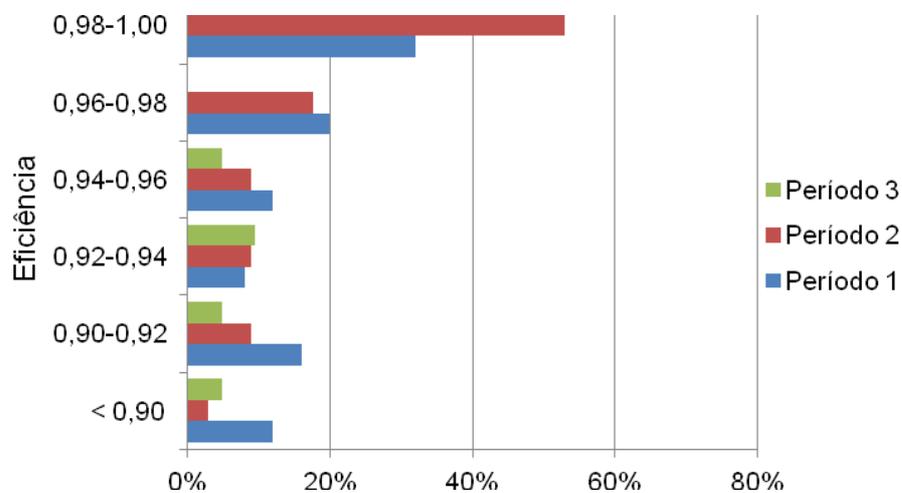


Gráfico 10: Distribuição de frequência da eficiência relativa ao modelo VRS *grade* G1

Fonte: Elaborado pelo autor

A distribuição de frequência do Gráfico 10 apresenta os valores de eficiência calculados considerando períodos distintos. No Gráfico 11, ilustra-se a distribuição de frequência dos períodos considerando a eficiência calculada integradamente, todos os dados em um único período. Observa-se que houve um deslocamento do nível de maiores para menores eficiências em todos os períodos de análise. Já o Gráfico 12 auxilia na visualização do deslocamento das eficiências, pois apresenta a variação do percentual de DMU's em cada intervalo de frequência de eficiência.

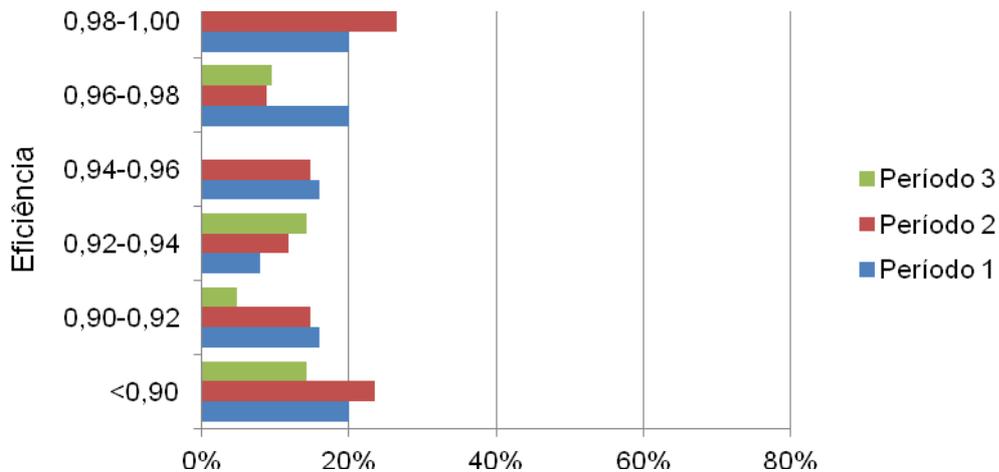


Gráfico 11: Distribuição frequência da eficiência VRS cálculo integrado (G1)

Fonte: Elaborado pelo autor

O segundo período sofreu os maiores deslocamentos de DMU's para intervalos de frequência de menores eficiências, indicando ser mais sensível a influência dos demais períodos, primeiro e terceiro. O terceiro período também apresentou deslocamento de DMU's para intervalos de menores frequências, porém segue sendo o período que apresenta o maior percentual, 57%, de DMU's com eficiência entre 0,98 e 1 (98% a 100%). O intervalo de eficiências que mais teve incremento no percentual de DMU's foi o intervalo de eficiências inferiores a 0,90 (90%). Na análise por períodos, o intervalo tinha 7% do total de unidades de análise. Cabe destacar que esse percentual subiu para 19% na análise integrada.

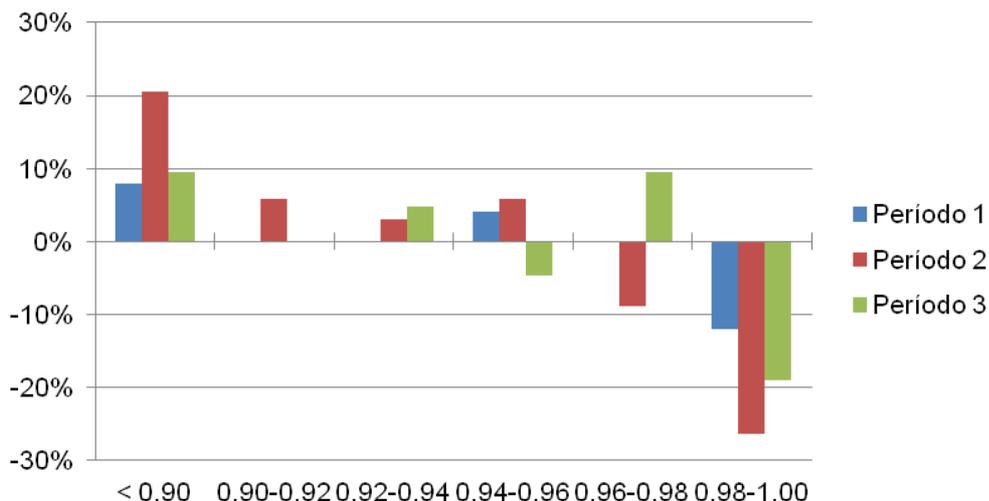


Gráfico 12: Deslocamento da eficiência considerando cálculo integrado (G1)

Fonte: Elaborado pelo autor

A variação média da eficiência do intervalo de análise foi de -2,5%, sendo que, no primeiro período, foi de -2,0%; no segundo, -3,3%; e, no terceiro, -1,2%. O segundo período foi o período que sofreu a maior variação média de eficiências.

Assim, é possível concluir que o segundo período tem o pior desempenho em termos de eficiência.

A partir da Tabela 23, percebe-se que os valores de eficiência do primeiro período do *grade* G1 foram calculados considerando: *i)* somente as DMU's do primeiro período; *ii)* DMU' do primeiro e segundo períodos; e *iii)* todos os três períodos de análise. Logo, o cálculo é da eficiência com valores variáveis de escala (VRS) e apresenta as relações “*i/ii*” e “*i/iii*” utilizadas na verificação das variações da eficiência e a influência de cada período. A Tabela 24 tem a mesma estrutura da Tabela 23, porém são apresentados ainda o cálculo e a relação considerando o segundo e terceiro período integradamente. Já a Tabela 24 apresenta as eficiências e relação do terceiro período, considerando: *i)* somente as DMU's do terceiro período; *ii)* DMU's do segundo e terceiro períodos; e *iii)* todos os três períodos de análise.

A partir da análise combinada dos Gráficos 11 e 12 com a Tabela 23, conclui-se que o segundo período teve pouca influência na eficiência do primeiro período, afetando somente duas DMU's. As DMU's G1P1C07 e G1P1C09 foram as duas unidades afetadas, sendo que as eficiências ficaram 22% e 8% menores respectivamente. A pouca influência do segundo período sobre o primeiro sugere que o projeto 1 não proporcionou um aumento significativo nas eficiências do segundo período. Analisando o impacto e considerando o cálculo dos três períodos integrados, observa-se que 11 das 25 unidades de análise tiveram redução do escore de eficiência, indicando que o terceiro período tem influência maior que o segundo sobre a eficiência do primeiro período.

Tabela 23: Variação da eficiência (VRS) do primeiro período G1

DMU	VRS Período	VRS 1 e 2	Relação	VRS 1, 2 e 3	Relação
G1P1C01	0,9221	0,9221	100%	0,9194	100%
G1P1C02	1,0000	1,0000	100%	0,9649	96%
G1P1C03	0,9314	0,9314	100%	0,9268	100%
G1P1C04	0,8677	0,8677	100%	0,8655	100%
G1P1C05	0,9416	0,9416	100%	0,9384	100%
G1P1C06	0,9194	0,9194	100%	0,9157	100%
G1P1C07	0,9194	0,7140	78%	0,7114	77%
G1P1C08	0,8049	0,8049	100%	0,8037	100%
G1P1C09	0,7992	0,7992	100%	0,7976	100%
G1P1C10	0,9185	0,9185	100%	0,9168	100%
G1P1C11	0,9670	0,8942	92%	0,8942	92%
G1P1C12	0,9578	0,9578	100%	0,9554	100%

DMU	VRS Período	VRS 1 e 2	Relação	VRS 1, 2 e 3	Relação
G1P1C13	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P1C14	1,0000	1,0000	100%	0,9970	100%
G1P1C15	0,9913	0,9913	100%	0,9805	99%
G1P1C16	0,9486	0,9486	100%	0,9435	99%
G1P1C17	1,0000	1,0000	100%	0,9974	100%
G1P1C18	1,0000	1,0000	100%	0,9752	98%
G1P1C19	0,9892	0,9892	100%	0,9595	97%
G1P1C20	0,9043	0,9043	100%	0,9014	100%
G1P1C21	1,0000	1,0000	100%	0,9892	99%
G1P1C22	0,9644	0,9644	100%	0,9605	100%
G1P1C23	0,9645	0,9643	100%	0,9443	98%
G1P1C24	0,9716	0,9716	100%	0,9629	99%
G1P1C25	0,9707	0,9707	100%	0,9633	99%
Média	0,9461	0,9350	99%	0,9274	98%

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando conjuntamente os Gráficos 11 e 12 e a Tabela 24, conclui-se que o segundo período foi influenciado, reduzindo a eficiência das suas DMU's tanto pelo primeiro período quanto pelo terceiro. O primeiro período reduziu a eficiência de 72% das DMU's do segundo período, excluindo o primeiro período do cálculo de eficiência e considerando somente o segundo e terceiro, 79% das DMU's do segundo período sofreram redução do escore de eficiência; já considerando os três períodos de análise, 88% foram afetadas negativamente. Essas variações de eficiência do segundo período indicam que esse foi o pior período em termos de eficiência, visto que esse desempenho pode estar associado à implantação do projeto 1, de mudança tecnológica do processo.

Tabela 24: Variação da eficiência (VRS) do segundo período G1

DMU	VRS Período	VRS Integrado 1 e 2	Relação	VRS Integrado 2 e 3	Relação	VRS Integrado 1, 2 e 3	Relação
G1P2C26	1,0000	0,9850	98%	0,9800	98%	0,9764	98%
G1P2C27	0,9183	0,8929	97%	0,9152	100%	0,8901	97%
G1P2C28	1,0000	1,0000	100%	0,9532	95%	0,9531	95%
G1P2C29	0,9601	0,9173	96%	0,9548	99%	0,9160	95%
G1P2C30	1,0000	0,9739	97%	0,9844	98%	0,9668	97%
G1P2C31	1,0000	0,9797	98%	0,9729	97%	0,9663	97%
G1P2C32	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P2C33	0,9856	0,9674	98%	0,9513	97%	0,9493	96%
G1P2C34	1,0000	0,9976	100%	1,0000	100%	0,9930	99%
G1P2C35	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P2C36	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%

DMU	VRS Período	VRS Integrado 1 e 2	Relação	VRS Integrado 2 e 3	Relação	VRS Integrado 1, 2 e 3	Relação
G1P2C37	1,0000	0,9785	98%	0,9733	97%	0,9457	95%
G1P2C38	0,9504	0,9192	97%	0,9229	97%	0,9014	95%
G1P2C39	1,0000	1,0000	100%	0,9929	99%	0,9929	99%
G1P2C40	0,9214	0,9010	98%	0,8870	96%	0,8870	96%
G1P2C41	0,8676	0,8318	96%	0,8622	99%	0,8318	96%
G1P2C42	0,9004	0,8806	98%	0,8623	96%	0,8623	96%
G1P2C43	0,9214	0,8730	95%	0,9096	99%	0,8730	95%
G1P2C44	0,9336	0,9000	96%	0,9123	98%	0,8921	96%
G1P2C45	0,9782	0,9560	98%	0,9427	96%	0,9392	96%
G1P2C46	0,9830	0,9627	98%	0,9447	96%	0,9412	96%
G1P2C47	0,9038	0,8543	95%	0,8898	98%	0,8543	95%
G1P2C48	0,9660	0,9396	97%	0,9347	97%	0,9265	96%
G1P2C49	0,9730	0,9518	98%	0,9289	95%	0,9195	95%
G1P2C50	0,9656	0,8966	93%	0,9597	99%	0,8966	93%
G1P2C51	1,0000	1,0000	100%	0,9826	98%	0,9826	98%
G1P2C52	0,9538	0,9244	97%	0,9277	97%	0,9153	96%
G1P2C53	0,9819	0,9373	95%	0,9538	97%	0,9337	95%
G1P2C54	0,9401	0,9152	97%	0,9341	99%	0,9122	97%
G1P2C55	1,0000	0,9932	99%	0,9982	100%	0,9906	99%
G1P2C56	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P2C57	0,9702	0,9472	98%	0,9476	98%	0,9395	97%
G1P2C58	1,0000	0,9988	100%	0,9553	96%	0,9460	95%
G1P2C59	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
	0,9698	0,9493	98%	0,9510	98%	0,9381	97%

Fonte: Elaborado pelo autor

A partir da análise conjunta dos Gráficos 11 e 12 com a Tabela 25, conclui-se que 20% das unidades de análise sofreram influência do segundo período e 25% sofreram influência das DMU's do primeiro período. Em nenhuma das análises, foi avaliado em quanto as DMU's foram afetadas, e sim somente a quantidade de DMU's afetadas.

Tabela 25: Variação da eficiência (VRS) do terceiro período G1

DMU	VRS Período	VRS Integrado 2 e 3	Relação	VRS Integrado 1, 2 e 3	Relação
G1P3C60	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P3C61	0,9494	0,9494	100%	0,9393	99%
G1P3C62	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P3C63	1,0000	0,9876	99%	0,9639	96%
G1P3C64	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P3C65	0,6437	0,6076	94%	0,5999	93%
G1P3C66	0,9240	0,9240	100%	0,9211	100%
G1P3C67	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P3C68	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%

DMU	VRS Período	VRS Integrado 2 e 3	Relação	VRS Integrado 1, 2 e 3	Relação
G1P3C69	0,9143	0,9142	100%	0,8748	96%
G1P3C70	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P3C71	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P3C72	0,9964	0,9376	94%	0,9359	94%
G1P3C73	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P3C74	0,9389	0,9389	100%	0,9016	96%
G1P3C75	0,9909	0,9909	100%	0,9909	100%
G1P3C76	0,9847	0,9847	100%	0,9759	99%
G1P3C77	1,0000	0,8993	90%	0,8951	90%
G1P3C78	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G1P3C79	1,0000	1,0000	100%	0,9877	99%
G1P3C80	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
	0,9687	0,9588	99%	0,9517	98%

Fonte: Elaborado pelo autor

O Gráfico 13 apresenta a eficiência técnica pura (VRS), calculada por período e integrada, e a produtividade, representada pelo quociente de *output* pela unidade de tempo. Cada ponto do gráfico representa uma DMU, sendo que elas estão organizadas em ordem cronológica. Na análise da Tabela 12, página 105, foi observado que as DMU's de referência do período 2 do *grade* 1 encontravam-se no início e no final do período. No Gráfico 13, essa constatação é reforçada, observando-se um vale nas eficiências no meio do segundo período. Verifica-se também uma menor dispersão nas eficiências do terceiro período.

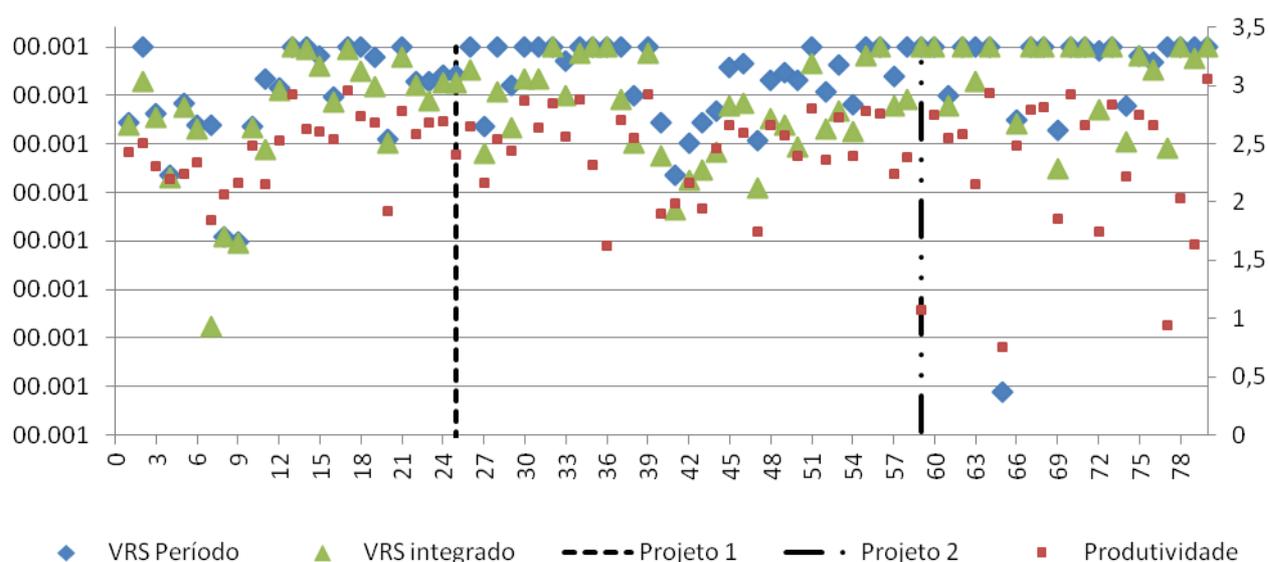


Gráfico 13: Distribuição cronológica da eficiência relativa para o *grade* G1

Fonte: Elaborado pelo autor

A análise gráfica realizada até esta etapa era referente ao *grade* G1, a Tabela 26 traz a síntese das observações feitas, ilustrando o percentual de DMU's afetadas por cada período; exemplificando: 79% das DMU's do período 2 tiveram suas eficiências reduzidas quando calculadas junto com o período 3. Com esta tabela, encerra-se a análise gráfica do *grade* G1. A seguir, será apresentada a mesma análise para os dados do *grade* G2.

Tabela 26: Influência dos períodos *grade* G1

	1+2	2+3	1+2+3
Período 1	8%	NA	44%
Período 2	72%	79%	88%
Período 3	NA	20%	45%

Fonte: Elaborado pelo autor

O Gráfico 14 ilustra a distribuição de frequência para a eficiência das DMU's do *grade* G2. Calculada por período, observa-se que, no segundo período, há uma maior ocorrência de DMU's com eficiência entre 0,98 e 1,00 (98% e 100%), do que no primeiro e terceiro períodos. Ou seja, os cálculos das eficiências do segundo período quando calculadas de maneira isolada resultam em maiores escores que os outros períodos. Repetindo o que foi comentado para o *grade* G1, não se pode afirmar com base nesta observação que o segundo período tenha eficiências maiores do que o primeiro e o terceiro, visto que a base de comparação não é a mesma.

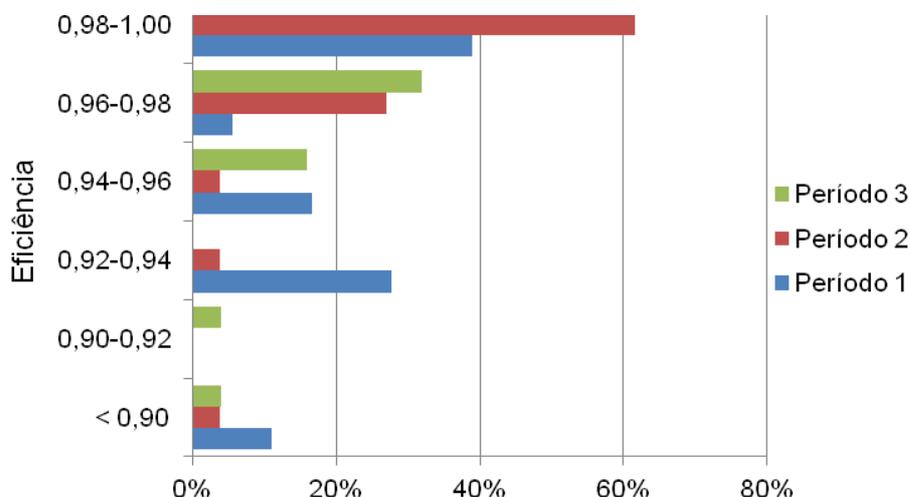


Gráfico 14: Distribuição de frequência da eficiência relativa modelo VRS *grade* G2

Fonte: Elaborado pelo autor

O Gráfico 14 serve como base de comparação e auxilia na interpretação e desdobramentos do Gráfico 15. Observando a distribuição de frequência do Gráfico 15, calculada integradamente, verifica-se que o segundo período possui percentualmente mais unidades de análise com alta eficiência: entre 0,98 e 1,00 (89% a 100%).

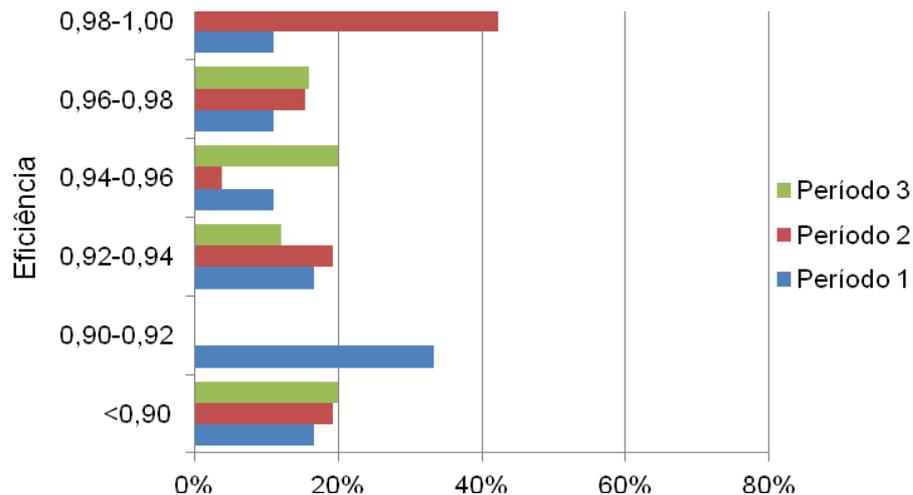


Gráfico 15: Distribuição frequência da eficiência VRS cálculo integrado (G2)

Fonte: Elaborado pelo autor

O Gráfico 15 é complementado pelo Gráfico 16 que apresenta o deslocamento do percentual de DMU's eficientes; o primeiro período foi o que apresentou o maior deslocamento, indicando que as eficiências deste período são influenciadas negativamente; eficiência menor quando considerados todos os períodos de análise.

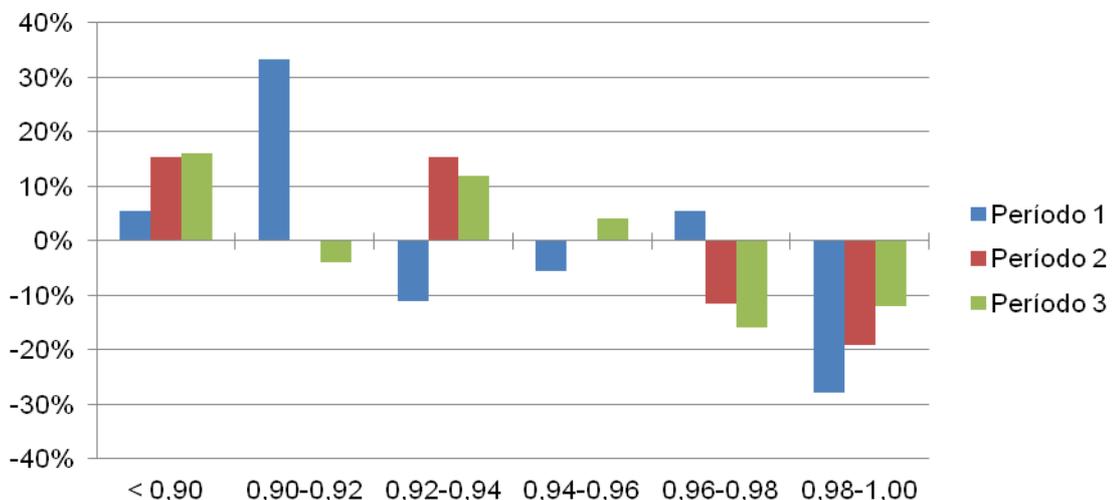


Gráfico 16: Deslocamento da eficiência considerando cálculo integrado (G2)

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 27 apresenta os valores de eficiência do primeiro período do *grade* G2. O cálculo foi feito considerando: *i)* somente as DMU's do primeiro período; *ii)* DMU' do primeiro e segundo períodos; e *iii)* todos os três períodos de análise. O cálculo corresponde à eficiência com valores variáveis de escala (VRS) e apresenta as relações “*i/ii*” e “*i/iii*” utilizadas na verificação das variações da eficiência e a influência de cada período. A Tabela 28 tem a mesma estrutura da Tabela 27, porém são apresentados ainda o cálculo e relação considerando o segundo e terceiro períodos integradamente. Já a Tabela 29 apresenta as eficiências e relação do terceiro período, considerando: *i)* somente as DMU's do terceiro período; *ii)* DMU's do segundo e terceiro períodos; e *iii)* todos os três períodos de análise.

Analisando conjuntamente os Gráficos 15 e 16 e a Tabela 27, observa-se que o segundo período influencia 78% das DMU's do primeiro período, reduzindo sua eficiência; esta influência é diferente do que foi observado para o *grade* G1, sugerindo que o projeto 1 teve maior impacto no *grade* G2 do que no *grade* G1. Avaliando ainda o primeiro período, porém considerando o cálculo da eficiência de forma integrada, todos os três períodos juntos, verifica-se que 83% das DMU's sofreram variação da eficiência. Analisando a diferença do impacto do segundo e do terceiro períodos sobre a eficiência do primeiro período, não se observa grande diferença, pois a introdução das DMU's do segundo período ao modelo foi suficiente para gerar variações de eficiência.

Tabela 27: Variação da eficiência (VRS) do primeiro período G2

DMU	VRS Período	VRS 1 e 2	Relação	VRS 1,2 e 3	Relação
G2P1C01	0,8409	0,8337	99%	0,8236	98%
G2P1C02	1,0000	0,9663	97%	0,9275	93%
G2P1C03	0,9373	0,9092	97%	0,9070	97%
G2P1C04	0,8743	0,8743	100%	0,8743	100%
G2P1C05	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P1C06	0,9347	0,9060	97%	0,9060	97%
G2P1C07	0,9418	0,9193	98%	0,9083	96%
G2P1C08	0,9437	0,9288	98%	0,9252	98%
G2P1C09	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P1C10	0,9274	0,8995	97%	0,8966	97%
G2P1C11	0,9693	0,9427	97%	0,9410	97%
G2P1C12	0,9357	0,9150	98%	0,9129	98%
G2P1C13	0,9356	0,9356	100%	0,9356	100%

DMU	VRS Período	VRS 1 e 2	Relação	VRS 1,2 e 3	Relação
G2P1C14	1,0000	1,0000	100%	0,9661	97%
G2P1C15	0,9834	0,9561	97%	0,9534	97%
G2P1C16	0,9462	0,9335	99%	0,9122	96%
G2P1C17	0,9828	0,9680	98%	0,9178	93%
G2P1C18	1,0000	0,9809	98%	0,9716	97%
Média	0,9530	0,9372	98%	0,9266	97%

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando o segundo período e o impacto da introdução dos demais períodos aos cálculos de eficiência, é possível notar que eles indicam, através da Tabela 28, que o primeiro período alterou a eficiência de 57% das DMU's do segundo período, o terceiro período 46% e todos os períodos juntos 76%. Chama a atenção o fato de que o primeiro período tem maior influência que o terceiro período nas eficiências do segundo período.

Tabela 28: Variação da eficiência (VRS) do segundo período G2

DMU	VRS Período	VRS 1 e 2	Relação	VRS 2 e 3	Relação	VRS 1,2 e 3	Relação
G2P2C19	0,9895	0,8858	90%	0,9798	99%	0,8718	88%
G2P2C20	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P2C21	0,9758	0,9678	99%	0,9553	98%	0,9547	98%
G2P2C22	0,9703	0,9356	96%	0,9459	97%	0,9279	96%
G2P2C23	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P2C24	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P2C25	0,9360	0,9263	99%	0,9309	99%	0,9259	99%
G2P2C26	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P2C27	1,0000	1,0000	100%	0,9917	99%	0,9917	99%
G2P2C28	0,9765	0,9658	99%	0,9673	99%	0,9658	99%
G2P2C29	1,0000	0,9876	99%	1,0000	100%	0,9876	99%
G2P2C30	0,9431	0,9378	99%	0,9386	100%	0,9378	99%
G2P2C31	0,9685	0,9612	99%	0,9643	100%	0,9612	99%
G2P2C32	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P2C33	0,9656	0,9656	100%	0,9656	100%	0,9656	100%
G2P2C34	1,0000	0,8362	84%	1,0000	100%	0,8362	84%
G2P2C35	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P2C36	0,9935	0,9935	100%	0,9908	100%	0,9908	100%
G2P2C37	1,0000	1,0000	100%	0,9400	94%	0,9394	94%
G2P2C38	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P2C39	0,9808	0,9425	96%	0,9585	98%	0,9391	96%
G2P2C40	0,9765	0,9687	99%	0,9720	100%	0,9677	99%
G2P2C41	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%	0,9972	100%
G2P2C42	0,9662	0,9142	95%	0,9233	96%	0,8617	89%
G2P2C43	0,9924	0,8687	88%	0,9495	96%	0,8643	87%

DMU	VRS Período	VRS 1 e 2	Relação	VRS 2 e 3	Relação	VRS 1,2 e 3	Relação
G2P2C44	0,8453	0,7127	84%	0,7983	94%	0,7126	84%
Média	0,9800	0,9527	97%	0,9681	99%	0,9461	96%

Fonte: Elaborado pelo autor

A análise do impacto dos cálculos integrados sobre as DMU's do terceiro período, ilustrada na Tabela 29, indica que 46% das DMU's sofreram variação de eficiência quando incluído o segundo período nos cálculos de eficiência e 76% quando considerados os três períodos integradamente.

Tabela 29: Variação da eficiência (VRS) do terceiro período G2

DMU	VRS Período	VRS 2 e 3	Relação	VRS 1,2 e 3	Relação
G2P3C45	0,9590	0,9498	99%	0,9255	97%
G2P3C46	1,0000	0,9695	97%	0,8790	88%
G2P3C47	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P3C48	0,9554	0,9225	97%	0,8586	90%
G2P3C49	0,9596	0,9555	100%	0,9412	98%
G2P3C50	0,9617	0,9617	100%	0,9439	98%
G2P3C51	0,9555	0,9555	100%	0,9353	98%
G2P3C52	0,9943	0,9910	100%	0,9905	100%
G2P3C53	0,9942	0,9871	99%	0,9789	98%
G2P3C54	0,9194	0,9070	99%	0,8602	94%
G2P3C55	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P3C56	0,9988	0,9576	96%	0,9486	95%
G2P3C57	0,9661	0,9661	100%	0,9405	97%
G2P3C58	0,8457	0,8457	100%	0,8045	95%
G2P3C59	0,9659	0,9659	100%	0,9659	100%
G2P3C60	0,9728	0,9461	97%	0,8542	88%
G2P3C61	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P3C62	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P3C63	0,9665	0,9665	100%	0,9464	98%
G2P3C64	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P3C65	1,0000	1,0000	100%	1,0000	100%
G2P3C66	0,9768	0,9678	99%	0,9604	98%
G2P3C67	1,0000	0,9890	99%	0,9864	99%
G2P3C68	0,9620	0,9475	98%	0,9326	97%
G2P3C69	0,9755	0,9715	100%	0,9662	99%
Média	0,9732	0,9649	99%	0,9448	97%

Fonte: Elaborado pelo autor

O Gráfico 17 apresenta a eficiência técnica pura (VRS), calculada por período e integrada, e a produtividade, representada pelo quociente de *output* pela unidade de tempo. Cada ponto do gráfico representa uma DMU e estas estão organizadas

em ordem cronológica. Na análise da Tabela 12, foi observado que as DMU's de referência do período 2 do *grade* G1 encontravam-se no início e no final do período. No Gráfico 17, esta observação é reforçada, pois verifica-se um vale nas eficiências no meio do segundo período. Observa-se também uma menor dispersão nas eficiências do terceiro período.

O Gráfico 17 apresenta a eficiência técnica pura (VRS) calculada por período e integrada e a produtividade, representada pelo quociente de *output* pela unidade de tempo. Cada ponto representa uma DMU e estas estão organizadas em ordem cronológica.

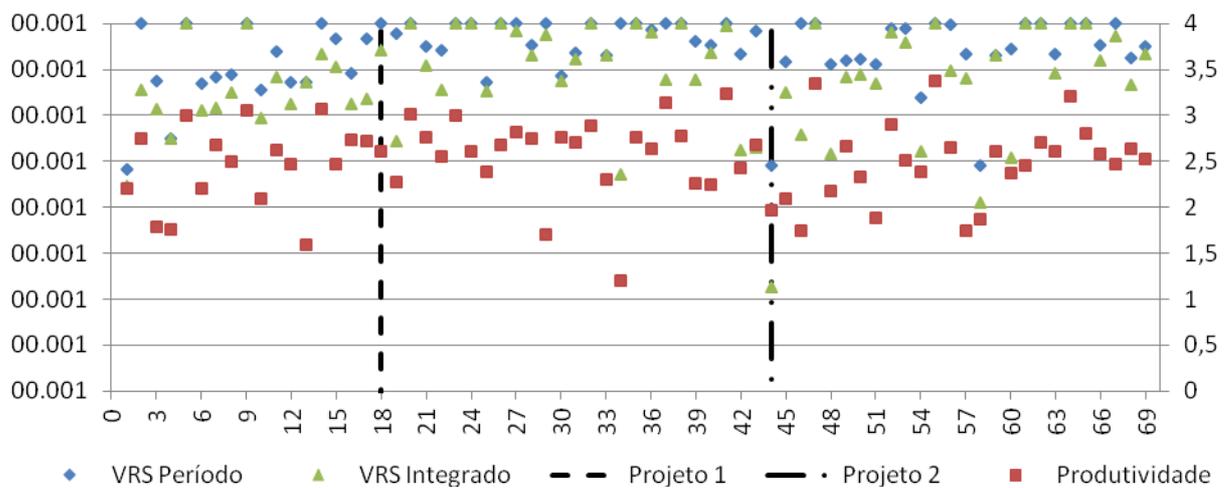


Gráfico 17: Distribuição de frequência da eficiência modelo VRS *grade* G2

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 30 traz o resumo das variações observadas nesta seção para o *grade* G2. A variação observada no segundo período difere das observações feitas através da análise gráfica da variação entre os períodos do *grade* G1, no qual foi observado que o segundo período foi o mais afetado na análise integrada de eficiência, uma vez que sugeriu diferenças em função do produto, *grade*, e do impacto dos projetos sobre a eficiência.

Tabela 30: Influência dos períodos *grade* G2

	1+2	2+3	1+2+3
Período 1	78%	NA	83%
Período 2	57%	46%	65%
Período 3	NA	44%	76%

Fonte: Elaborado pelo autor

Os principais aspectos verificados através da análise gráfica, para os *grades* G1 e G2, são: i) há diferença do impacto dos períodos em função do *grade* em análise; ii) para o *grade* G1, o terceiro e último período apresentou o maior percentual de unidades de análise com elevada eficiência (entre 98% e 100%); iii) para o *grade* G2, o segundo período, mesmo apresentando as maiores variações de eficiência, é o período que apresenta o maior percentual de unidades de análise com elevada eficiência (entre 98% e 100%).

Nesta seção, foram apresentados os dados calculados através da análise envoltória de dados. Os dados foram analisados com o auxílio de gráficos e tabelas. Na próxima seção, será apresentada a análise dos períodos através do índice de Malmquist que se propõe a avaliar as variações de eficiência e desmembrá-las em mudança de eficiência e mudança tecnológica.

6.2 INDICE DE MALMQUIST

Nesta seção, os períodos de análise serão analisados longitudinalmente, ao longo do tempo, para verificar o impacto dos projetos através da comparação das eficiências entre os períodos de análise. A comparação será feita por meio do índice de Malmquist, ou fator total de produtividade, e suas componentes: variação de eficiência técnica e mudança tecnológica. O cálculo do índice de Malmquist (fator de produtividade total), variação da eficiência técnica (CRS), mudança tecnológica, eficiência técnica pura (VRS) e eficiência de escala foi realizado com o auxílio do aplicativo DEAP.

O cálculo do índice de Malmquist (fator de produtividade total), variação da eficiência técnica (CRS), mudança tecnológica, eficiência técnica pura (VRS) e eficiência de escala, visando avaliar os efeitos da implantação do projeto 1, que separa o primeiro do segundo período do *grade* G1, encontra-se na Tabela 31. Observa-se que, para nenhuma das DMU's, houve aumento da mudança tecnológica, havendo uma redução média de 6,2% (1-0,938). Observando a eficiência técnica, ocorreu um aumento médio de 4,1%. Em função do regresso tecnológico, o índice de Malmquist, ou fator total de produtividade, do primeiro para o segundo período regrediu 2,1%.

Tabela 31: Variação eficiência Índice Malmquist período 1 para período 2, *grade 1*

DMU	Eficiência Técnica	Mudança Tecnológica	Eficiência Técnica Pura	Eficiência de Escala	Fator Total de Produtividade
1	1,028	0,935	1,000	1,028	0,961
2	1,057	0,918	1,000	1,057	0,971
3	1,043	0,944	1,000	1,043	0,985
4	0,998	0,904	1,000	0,998	0,902
5	1,000	0,898	1,000	1,000	0,898
6	1,000	0,929	1,000	1,000	0,929
7	1,057	0,948	1,009	1,047	1,002
8	1,040	0,938	1,011	1,029	0,976
9	1,083	0,956	1,030	1,052	1,036
10	1,094	0,961	1,030	1,062	1,052
11	1,104	0,959	1,034	1,068	1,059
12	1,048	0,964	1,037	1,010	1,010
13	0,960	0,930	1,037	0,926	0,893
14	0,821	0,932	1,044	0,786	0,765
15	1,089	0,949	1,054	1,033	1,034
16	1,061	0,934	1,047	1,014	0,991
17	1,085	0,933	1,056	1,027	1,011
18	1,092	0,946	1,065	1,026	1,033
19	1,092	0,940	1,064	1,027	1,027
20	1,069	0,934	1,060	1,009	0,998
21	1,091	0,940	1,072	1,017	1,025
Média	1,041	0,938	1,031	1,010	0,979

Fonte: Elaborado pelo autor

Para facilitar a visualização dos dados da Tabela 31, na Figura 21, os valores encontram-se plotados, o eixo x refere-se à mudança de eficiência técnica, enquanto que o eixo y à mudança tecnológica. Observa-se que todas as unidades de análise tiveram regressão na mudança tecnológica e a maioria incremento do índice de mudança técnica; a combinação dos dois fatores, que compõem o índice de Malmquist ou fator total de produtividade, resulta na média em 0,976, ou seja, o resultado, em termos de eficiência do segundo período, é pior que a do primeiro.

O índice de Malmquist inferior a um significa que houve um retrocesso em termos de eficiência do primeiro para o segundo período para o *grade G1*. Isso vem ao encontro do que foi observado na análise gráfica, reforçando a conclusão de que o projeto 1 reduziu o desempenho, em termos de eficiência, do processo.

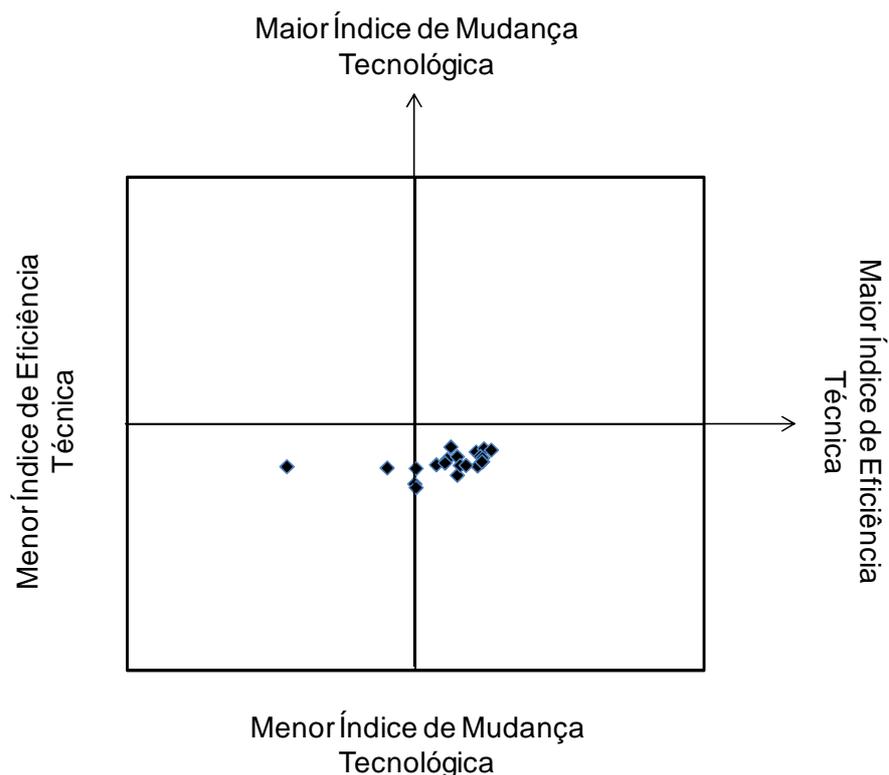


Figura 21: Posicionamento quadrantes DMU's *grade* G1 no entre período 1 e 2
Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando o mesmo *grade*, G1, entre o segundo e o terceiro períodos, através dos dados da Tabela 32, é possível fazer inferências com relação à implementação do projeto 2 que divide o segundo do terceiro período. Observa-se que, diferentemente do que se observa entre o primeiro e o segundo período, todas as unidades de análise apresentaram mudança tecnológica positiva, representando um avanço na fronteira de produção. No entanto, nem todas as unidades de análise apresentaram avanço na eficiência técnica, conforme ilustra a Figura 21. Através da análise do fator total de produtividade, verifica-se que o vetor resultante das componentes variação de eficiência técnica e mudança tecnológica é positivo com progresso médio de 4,2%.

Tabela 32: Variação eficiência Índice Malmquist período 2 para período 3, *grade G1*

DMU	Eficiência Técnica	Mudança Tecnológica	Eficiência Técnica Pura	Eficiência de Escala	Fator Total de Produtividade
1	1,025	1,099	1,000	1,025	1,126
2	1,008	1,008	1,000	1,008	1,017
3	0,915	1,020	1,000	0,915	0,933
4	1,002	1,119	1,000	1,002	1,121
5	1,000	1,096	1,000	1,000	1,096
6	0,984	1,102	1,000	0,984	1,085
7	0,961	1,123	1,000	0,961	1,079
8	0,985	1,104	1,000	0,985	1,087
9	0,997	1,121	1,000	0,997	1,118
10	0,892	1,033	1,000	0,892	0,922
11	0,950	1,078	1,000	0,950	1,024
12	1,046	1,016	1,000	1,046	1,063
13	1,125	1,206	1,000	1,125	1,356
14	1,173	1,006	0,996	1,177	1,180
15	0,986	1,108	0,991	0,995	1,092
16	1,004	1,074	0,999	1,005	1,078
17	0,985	1,063	0,966	1,020	1,048
18	0,959	1,023	0,956	1,003	0,981
19	0,955	1,095	0,945	1,011	1,045
20	0,948	1,019	0,939	1,010	0,966
21	0,633	1,015	0,663	0,954	0,643
Média	0,972	1,072	0,971	1,001	1,042

Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 22, encontram-se posicionadas as DMU's em função dos valores de variação de eficiência técnica e mudança tecnológica. Observa-se, então, que, diferentemente do que foi observado entre o segundo e o terceiro períodos, todas as unidades estão posicionadas acima do eixo x , indicando variação positiva de mudança tecnológica.

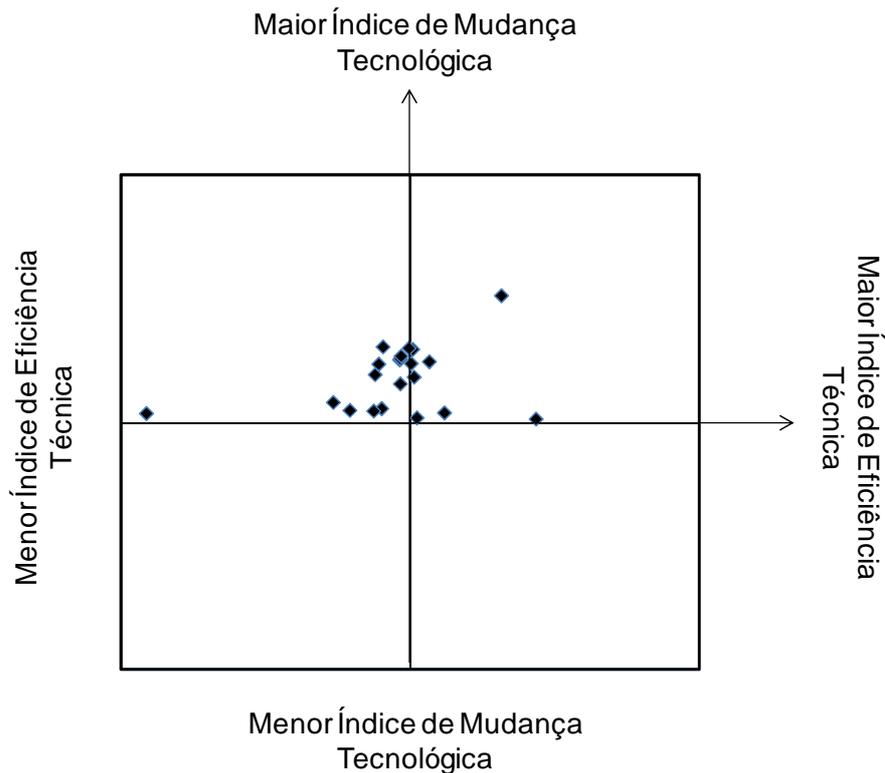


Figura 22: Posicionamento das DMU's *grade* G1 entre períodos 2 e 3
Fonte: Elaborado pelo autor

Com base nas observações e análises feitas, pode-se inferir que o projeto 2 resultou no deslocamento, progresso, da fronteira de eficiência. Por ser uma nova tecnologia, a eficiência técnica diminuiu, em função da redução do conhecimento acumulado da tecnologia, mas, conforme observado no capítulo 5, para o terceiro período do *grade* G1, é observado processo de aprendizado e melhoria contínua.

A Tabela 33 apresenta um resumo das Tabelas 31 e 32 referente à análise do *grade* G1. Observa-se que, do período um para o período dois: o ganho de eficiência técnica foi de 4,1% (da qual 3,1% foi devida a ganho de escala e 1,0% foi eficiência técnica pura); como houve uma queda do conjunto de unidades de análise, da ordem de 6,2% ($1-0,938$), esta perda comprometeu o ganho de eficiência técnica de 4,1%, resultando em uma redução do fator total de produtividade de 2,1%. A avaliação da média de variação do período dois para o período três indica que houve queda de eficiência técnica no conceito DEA de 2,8% (isto é, $1-0,972$), mas houve uma evolução tecnológica no setor da ordem de 7,2%. Isso resultou em um aumento total na produtividade dos fatores de 4,2%.

Tabela 33: Resumo variação eficiência Índice Malmquist *grade* G1

Período	Eficiência Técnica	Mudança Tecnológica	Eficiência Técnica Pura	Eficiência de Escala	Fator Total de Produtividade Índice Malmquist
1 > 2	1,0410	0,9380	1,0310	1,0100	0,9790
2 > 3	0,9720	1,0720	0,9710	1,0010	1,0420

Fonte: Elaborado pelo autor

Através da análise longitudinal do *grade* G1 conclui-se que o projeto 1 não foi positivo para a empresa ou processo em termos de eficiência; já o projeto 2 foi positivo por ter elevado a fronteira de eficiência e ainda por haver oportunidade de aumento da eficiência técnica através do processo de aprendizado e melhoria continua. A seguir, será apresentada a mesma análise para o *grade* G2.

O cálculo do índice de Malmquist (fator de produtividade total), variação da eficiência técnica (CRS), mudança tecnológica, eficiência técnica pura (VRS) e eficiência de escala, visando avaliar os efeitos da implantação do projeto 1, que separa o primeiro do segundo período do *grade* G2, encontra-se na Tabela 34. Observa-se que, para maioria das DMU's, houve aumento da eficiência técnica, porém para a maioria das DMU's houve redução em relação ao aspecto mudança tecnológica.

Tabela 34: Índice Malmquist período 1 para período 2, *grade* G2

DMU	Eficiência Técnica	Mudança Tecnológica	Eficiência Técnica Pura	Eficiência de Escala	Fator Total de Produtividade
1	1,014	0,993	1,000	1,014	1,007
2	1,019	1,023	1,000	1,019	1,042
3	0,979	0,914	1,000	0,979	0,895
4	0,967	0,977	1,000	0,967	0,944
5	1,025	0,989	1,000	1,025	1,013
6	1,182	0,845	1,017	1,162	0,998
7	0,982	0,980	1,018	0,966	0,963
8	0,861	0,881	1,032	0,834	0,758
9	0,998	0,954	1,057	0,945	0,953
10	1,089	0,990	1,060	1,027	1,078
11	1,082	0,939	1,062	1,019	1,016
12	1,264	0,940	1,067	1,184	1,188
13	1,170	0,888	1,062	1,102	1,039
14	1,141	0,868	1,061	1,076	0,990
15	1,113	0,885	1,059	1,051	0,985
16	1,253	0,880	1,058	1,184	1,102
17	1,223	0,853	1,117	1,094	1,043
18	1,168	0,908	1,161	1,006	1,061
Média	1,085	0,919	1,046	1,036	1,004

Fonte: Elaborado pelo autor

Observa-se que a maioria das DMU's estão posicionadas à direita do eixo *y*, indicando um avanço na eficiência técnica, e abaixo do eixo *x*, indicando variação

negativa da mudança tecnológica. Em termos de valores, houve um aumento médio de 8,5% da eficiência técnica e redução de 8,1% de mudança tecnológica, resultando em um índice de Malmquist de 0,4% que é praticamente nulo. Conclui-se que, para o *grade* G2, o projeto 1 teve resultado negativo com relação à eficiência, observada através da variação do primeiro para o segundo período. O mesmo efeito foi observado para o *grade* G1, reforçando que o projeto 1 não foi positivo para o processo em termos de eficiência.

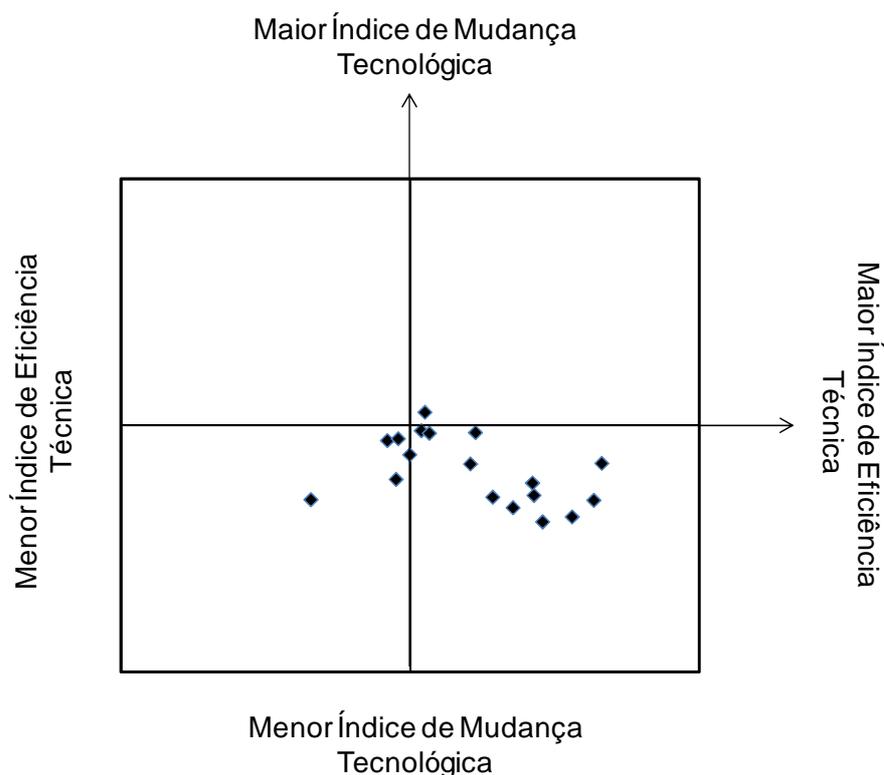


Figura 23: Posicionamento DMU's grade G2 períodos 1 e 2
Fonte: Elaborado pelo autor

Os dados para a análise da implementação do projeto 2, que divide o segundo do terceiro período do *grade* G2, encontram-se expressos na Tabela 35. Nela, são apresentados os resultados do cálculo do índice de Malmquist (fator de produtividade total), variação da eficiência técnica (CRS), mudança tecnológica, eficiência técnica pura (VRS) e eficiência de escala. Observa-se que, assim como observado no *grade* G1, a maior parte das unidades de análise apresentaram mudança tecnológica positiva, representando um avanço na fronteira de produção, porém a maioria das unidades de análise não apresentaram avanço na eficiência técnica.

Tabela 35: Índice Malmquist período 2 para período 3, *grade* G2

DMU	Eficiência Técnica	Mudança Tecnológica	Eficiência Técnica Pura	Eficiência de Escala	Fator Total de Produtividade
1	0,894	0,999	1,000	0,894	0,893
2	0,993	1,050	1,000	0,993	1,048
3	1,021	1,098	1,000	1,021	1,122
4	0,965	1,053	1,000	0,965	1,017
5	0,935	1,071	1,000	0,935	1,002
6	0,951	1,080	1,000	0,951	1,027
7	0,979	1,072	1,000	0,979	1,049
8	1,359	0,988	1,000	1,359	1,343
9	1,028	1,024	0,999	1,029	1,052
10	0,947	1,072	0,994	0,952	1,015
11	0,943	1,055	0,994	0,949	0,995
12	0,952	1,038	0,977	0,975	0,989
13	0,955	1,065	0,982	0,973	1,018
14	0,959	1,053	0,980	0,978	1,010
15	0,955	1,056	0,977	0,977	1,008
16	0,953	1,060	0,985	0,967	1,010
17	0,945	1,076	0,989	0,955	1,017
18	0,978	1,066	0,985	0,992	1,042
Média	0,984	1,054	0,992	0,991	1,037

Fonte: Elaborado pelo autor

É possível perceber que a maioria das DMU's estão posicionadas à esquerda do eixo y , indicando uma variação negativa na eficiência técnica, e acima do eixo x , indicando variação positiva da mudança tecnológica. Em termos de valores, cabe observar que houve uma redução média de 1,6% da eficiência técnica e aumento médio de 5,4% de mudança tecnológica, resultando em um índice de Malmquist de 3,7%. Conclui-se, então, que, para o *grade* G2, o projeto 2 teve resultado positivo com relação à eficiência, observada através da variação do segundo para o terceiro período. O mesmo efeito foi constatado para o *grade* G1, reforçando que o projeto 2, diferentemente do projeto 1, foi positivo para o processo em termos de eficiência.

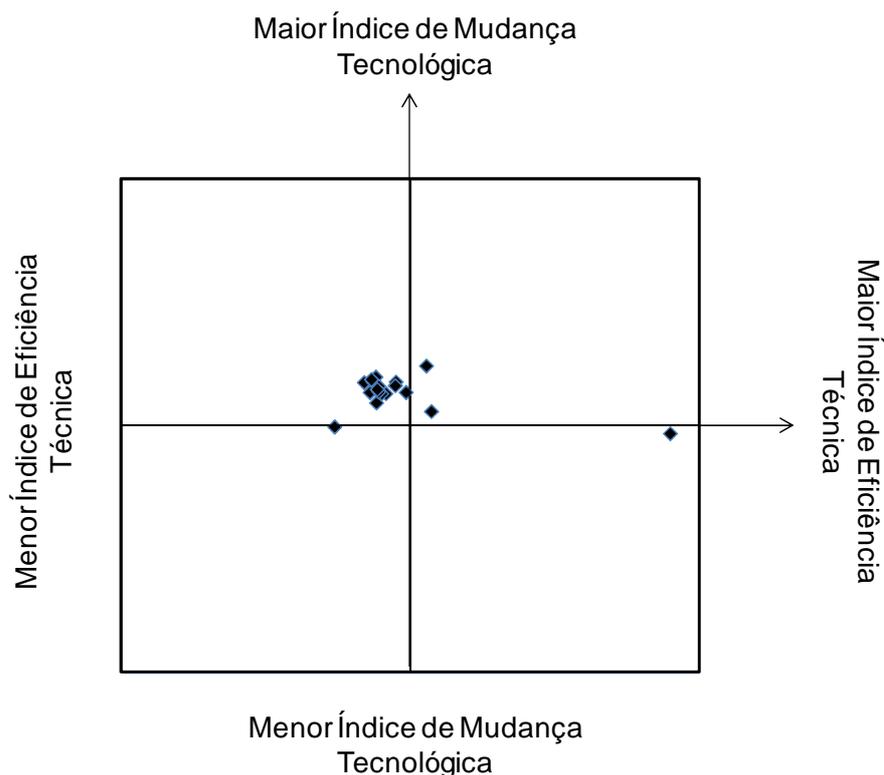


Figura 24: Posicionamento DMU's grade G2 períodos 2 e 3
Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 36 apresenta o resumo das Tabelas 34 e 35 referente ao *grade G2*. Entre o primeiro e o segundo período, o ganho de eficiência técnica foi de 8,5% (da qual 3,6% foi devida a ganho de escala e 4,6% foi eficiência técnica pura). Como houve uma queda do conjunto das unidades de análise, da ordem de 8,1% ($1 - 0,919$), o ganho de eficiência técnica de 8,5% resultou em um ganho total de apenas de 0,4%. Do segundo para o terceiro período, houve uma queda de eficiência técnica no conceito DEA de 1,6% (isto é, $1 - 0,984$). Entretanto, houve uma evolução tecnológica no setor, da ordem de 5,45%, resultando em um aumento total na produtividade dos fatores de 3,65%.

Tabela 36: Resumo variação eficiência Índice Malmquist *grade G2*

Período	Eficiência Técnica	Mudança Tecnológica	Eficiência Técnica Pura	Eficiência de Escala	Fator Total de Produtividade Índice Malmquist
1 > 2	1,0850	0,9198	1,0462	1,0363	1,0042
2 > 3	0,9840	1,0545	0,9923	0,9913	1,0365

Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 25 apresenta a compilação dos gráficos que plotam as unidades de análise em função das variações de eficiência técnica e mudança tecnológica. Observa-se que o efeito do projeto 1, visualizado nas figuras do período 1 para 2,

aumentou a eficiência técnica e reduziu a mudança tecnológica para os dois *grades* em análise. Já o projeto 2 reduziu a eficiência técnica e elevou o fator de mudança tecnológica para os dois *grades* em análise. Assim, é possível inferir que o projeto 2 teve melhores resultados em termos de eficiência do que o projeto 1.

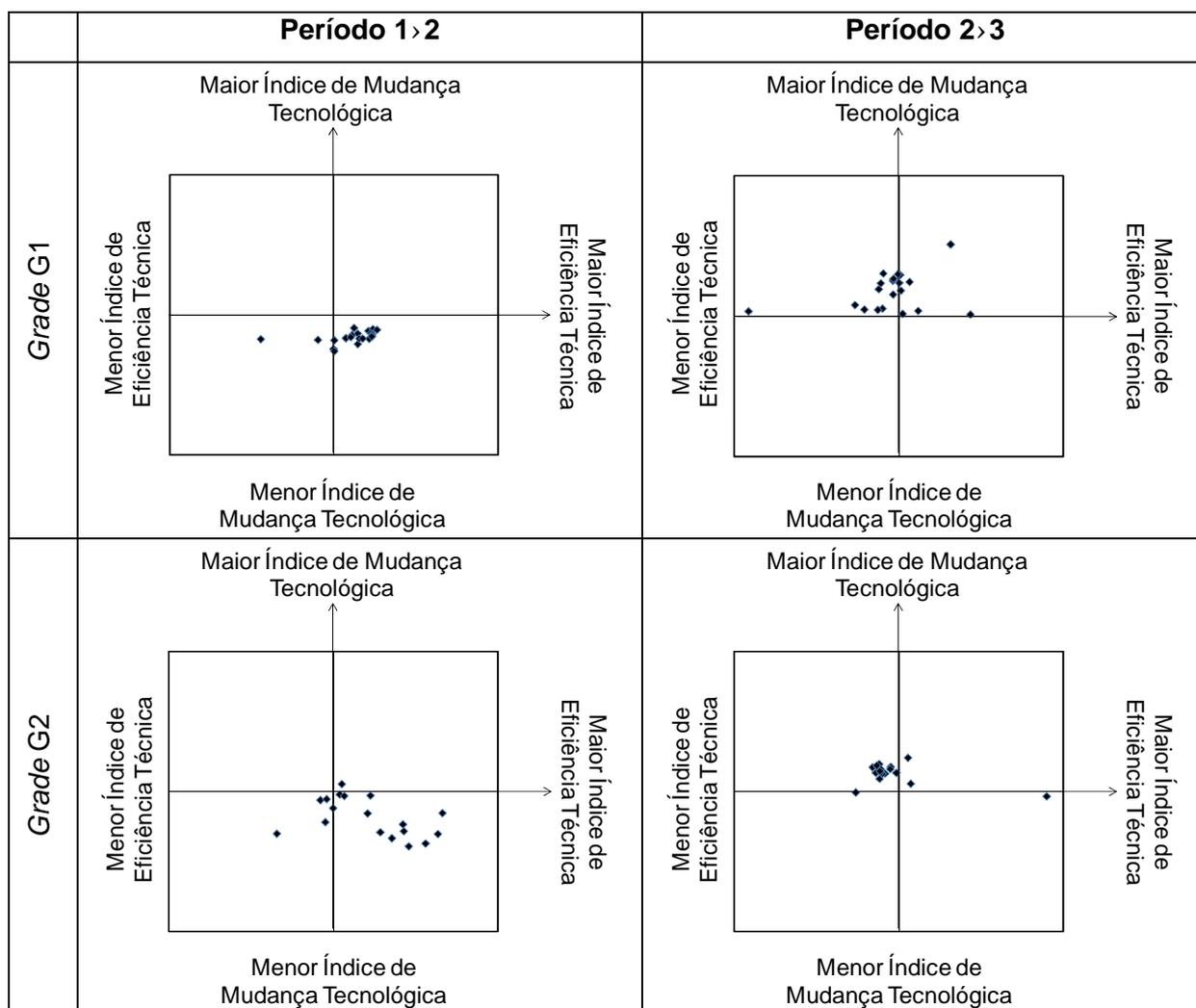


Figura 25: Comparação do posicionamento das unidades de análise

Fonte: Elaborado pelo autor

Nesta seção, foram apresentados os dados do índice de Malmquist para a avaliação longitudinal das unidades de análise. Ao verificar o impacto dos projetos sobre a eficiência, conclui-se que o projeto 1 não foi positivo com relação à eficiência e o projeto 2 foi positivo, elevando os escores de eficiência. Na próxima seção, serão apresentados os resultados e a análise dos testes estatísticos realizados para verificar se as diferenças observadas são estatisticamente significantes ou não.

6.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA

Completando a avaliação longitudinal das eficiências, a análise estatística aplicada aos dados de eficiência visa verificar se há variação estatisticamente significativa das médias. Todos os testes estatísticos utilizam os dados de eficiência com retornos variáveis de escala (VRS) calculados considerando um único período de análise. O Quadro 16 ilustra os testes estatísticos aplicados para certificar se há diferença estatística significativa entre as médias de eficiência entre os períodos.

Quadro 16: Análise estatística aplicada

	1 e 2	2 e 3	1, 2 e 3	
Grade G1	Teste <i>t</i>	Teste <i>t</i>	ANOVA	Kruskal Wallis
Grade G2	Teste <i>t</i>	Teste <i>t</i>	ANOVA	Kruskal Wallis

Fonte: Elaborado pelo autor

O primeiro teste aplicado de comparação de médias do *grade* G1 entre o primeiro e o segundo período foi realizado através do teste *t*. Os resultados encontram-se na Tabela 37. Veja que os valores da coluna Sig. (bi-caudal) mostram que as médias não são significativamente diferentes ($>0,05$), assim como a significância, sendo maior que 0,05, é aceita como hipótese nula (h_0), ou seja, a diferença das médias de eficiência do primeiro e do segundo períodos não são diferentes.

Tabela 37: Teste t primeiro e segundo período G1

	<i>t</i>	df	Sig. (bi-caudal)	Diferença Média
Variância iguais supostas	-0,702	57,0	0,458	-0,0107
Variâncias iguais não-supostas	-0,663	39,8	0,511	-0,0107

Fonte: Elaborado pelo autor

O resultado do teste *t*, aplicado aos dados de eficiência do *grade* G1 entre o segundo e o terceiro períodos, encontra-se na Tabela 38. Como a significância é maior que 0,05, é aceita a hipótese nula (h_0), ou seja, a média dos período não é diferente.

Tabela 38: Teste t segundo e terceiro período *grade* G1

	<i>t</i>	df	Sig. (bicaudal)	Diferença Média
Variância iguais supostas	-0,734	53,0	0,466	-0,0136
Variâncias iguais não-supostas	-0,639	26,9	0,528	-0,0136

Fonte: Elaborado pelo autor

Visando esgotar as possibilidades de haver diferença estatística entre as médias de eficiência do *grade* 1, foram realizados os testes de análise de variância (ANOVA) e testes H de Kruskal Wallis. Os resultados da ANOVA e Kruskal Wallis reforçam que não há diferença estatística entre as médias dos períodos. Para a ANOVA, os resultados encontram-se expressados na Tabela 39. Com uma significância de 0,482, a hipótese nula (h_0) de que não há diferença entre as médias é aceita.

Tabela 39: Análise de variância (ANOVA) *grade* G1

	Soma de quadrados	df	Media ao quadrado	F	Sig.
Entre os grupos	0,007	2	0,003	0,736	0,482
Dentro do grupos	0,354	77	0,005		
Total	0,361	79			

Fonte: Elaborado pelo autor

A estatística de Kruskal-Wallis (Qui-quadrado), resultados ilustrados na Tabela 40, aponta um valor de qui-quadrado igual a 6,407 com significância de 0,401. Já que a significância é maior que 0,05, aceita-se a hipótese nula (h_0) de que não há diferença estatística de médias das eficiências entre os períodos.

Tabela 40: Resultado teste Kruskal Wallis *grade* G1

Qui-quadrado	df	Asymp. Sig
6,407	2	0,401

Fonte: Elaborado pelo autor

A comparação das médias do *grade* G2 entre o primeiro e o segundo períodos através do teste *t* encontra-se na Tabela 41. Uma vez que a significância é maior que 0,05, é aceita a hipótese nula (h_0), ou seja, a média dos períodos não é diferente.

Tabela 41: Teste t primeiro e segundo período *grade* G2

	t	df	Sig. (bicaudal)	Diferença Média
Variâncias iguais supostas	-1,070	42,0	0,291	-0,0195
Variâncias iguais não-supostas	-1,161	41,7	0,252	-0,0195

Fonte: Elaborado pelo autor

Para comparação das médias do *grade* G2 entre o segundo e o terceiro período utilizando o teste *t*, resulta em significância maior que 0,05, sendo aceita a hipótese nula (h_0). Dito de outro modo, a média dos períodos não é diferente. Os valores calculados encontram-se na Tabela 42.

Tabela 42: Teste t segundo e terceiro período *grade* G2

	t	DF	Sig. (bicaudal)	Diferença Média
Variâncias iguais supostas	0,078	49,0	0,938	0,0014
Variâncias iguais não-supostas	0,079	47,4	0,938	0,0014

Fonte: Elaborado pelo autor

Visando esgotar as possibilidades de haver diferença estatística entre as médias de eficiência, foram realizados os testes de análise de variância (ANOVA) e testes H de Kruskal Wallis. Os resultados da ANOVA e Kruskal Wallis reforçam que não há diferença estatística entre as médias dos períodos. Para a ANOVA, os resultados encontram-se na Tabela 43. Com uma significância de 0,495, a hipótese nula (h_0) de que não há diferença entre as médias é aceita.

Tabela 43: Análise de variância (ANOVA) *grade* G2

	Soma de quadrados	df	Média ao quadrado	F	Sig.
Entre os grupos	0,005	2	0,003	0,710	0,495
Dentro do grupos	0,220	66	0,003		
Total	0,225	68			

Fonte: Elaborado pelo autor

A estatística de Kruskal-Wallis (qui-quadrado), resultados ilustrados na Tabela 44, aponta um valor de qui-quadrado igual a 4,405 com significância de 0,411. Como a significância é maior que 0,05, aceita-se a hipótese nula (h_0) de que não há diferença estatística de médias das eficiências entre os períodos.

Tabela 44: Resultado teste Kruskal Wallis *grade* G2

Qui-quadrado	df	Sig
4,405	2	0,411

Fonte: Elaborado pelo autor

A análise estatística da variação da eficiência entre os períodos em função da implementação de projetos que modificaram as características técnicas do processo, através dos teste *t*, ANOVA e Kruskal Wallis, indica que, estatisticamente, não há diferença entre as médias de eficiência tanto para o *grade* G1 quanto para o *grade* G2. Comparando-se os resultados verificados por meio da análise gráfica e pelo índice de Malmquist, que indicam variações inferiores a 5%, há convergência com os resultados das análises estatísticas que, com nível de significância utilizado de 0,05, não indica variação significativa em nenhum período de nenhum *grade*.

Analisando os impactos do projeto 1, utilizado para separar o primeiro período do segundo, que tinha como objetivo específico aumentar a eficiência da *input4* em 4%, verifica-se, na Tabela 45, que a variação de eficiência da *input4* para o *grade* G1 foi de 1,6%; já para o *grade* G2, foi de 3,8%. Os valores da Tabela 45 foram calculados com base nos alvos e valores atuais do recurso *input4* através da análise envoltória de dados com retornos variáveis de escala (DEA-VRS) calculada de forma integrada com os dados do primeiro e segundo períodos para cada *grade*. Essas variações, mesmo positivas e alinhadas com o objetivo do projeto, não podem ser atribuídas à implantação do projeto 1. Conforme cálculo via índice de Malmquist, as variações estão relacionadas ao aumento da eficiência técnica e não da mudança tecnológica; não sendo possível, assim, afirmar que o progresso da eficiência da *input4* está relacionado à implementação do projeto 1.

Tabela 45: Variação de eficiência da *input4* entre período 1 e 2

	Período 1	Período 2
<i>Input4 Grade G1</i>	93,5%	95,1%
<i>Input4 Grade G2</i>	93,3%	97,1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Para o projeto 2, que divide o segundo período de análise do terceiro e que tinha por objetivo melhorar a eficiência da *input1*, os dados foram calculados da mesma maneira que a utilizada para o projeto 1. Esses resultados encontram-se ilustrados na Tabela 46. A variação de eficiência da *input1*, observada entre o terceiro e o segundo período, indica que para o *grade* G1 houve aumento de 5,6%, e

para o grade G2 de 1,5%. O cálculo do índice de Malmquist aponta para o progresso da mudança tecnológica, que indica deslocamento da fronteira de eficiência para um nível mais elevado, que pode ser associado à implantação do projeto 2. É importante salientar que, para ambos os casos, o índice de Malmquist analisa todas as variáveis de modo integrado e não isoladamente com apresentado nas Tabelas 45 e 46. No entanto, a análise e comparação são válidas por estarem sendo analisadas as direções das mudanças e não os valores.

Tabela 46: Variação de eficiência da input1 entre períodos

	Período 2	Período 3
<i>Input1 Grade G1</i>	90,1%	95,7%
<i>Input1 Grade G2</i>	88,9%	90,4%

Fonte: Elaborado pelo autor

Nesta seção, foram apresentados os resultados dos testes estatísticos realizados para verificar se existe diferença estatisticamente significativa entre as médias de eficiência dos períodos. A análise estatística, o índice de Malmquist e a análise gráfica apresentada na primeira seção deste capítulo objetivavam verificar o impacto dos projetos sobre a eficiência. Resumidamente, conclui-se que o projeto 1 não teve efeitos positivos, enquanto que o projeto 2 teve efeitos positivos, mesmo não sendo as diferenças estatisticamente significativas. Na próxima seção, será apresenta a avaliação geral e conjunta de todos os fatores avaliados.

6.4 AVALIAÇÃO CONJUNTA

Para a avaliação conjunta, serão resgatados os principais elementos, conclusões e inferências feitas nos capítulos 5 e 6. As tabelas e figuras estão apresentadas em sequência para facilitar a visualização. A seguir, é apresentada a avaliação conjunta e as conclusões finais com relação ao caso em estudo. As tabelas e figuras apresentados são:

Quadro 17: Processo de aprendizado nos períodos

Figura 26: Tendência de evolução da eficiência (composta) de cada período

Quadro 47: Influência dos períodos *grade* G1

Tabela 48: Influência dos períodos *grade G2*

Figura 27: Comparação do posicionamento das unidades de análise

Tabela 49: Resumo variação eficiência Índice Malmquist *grade G1*

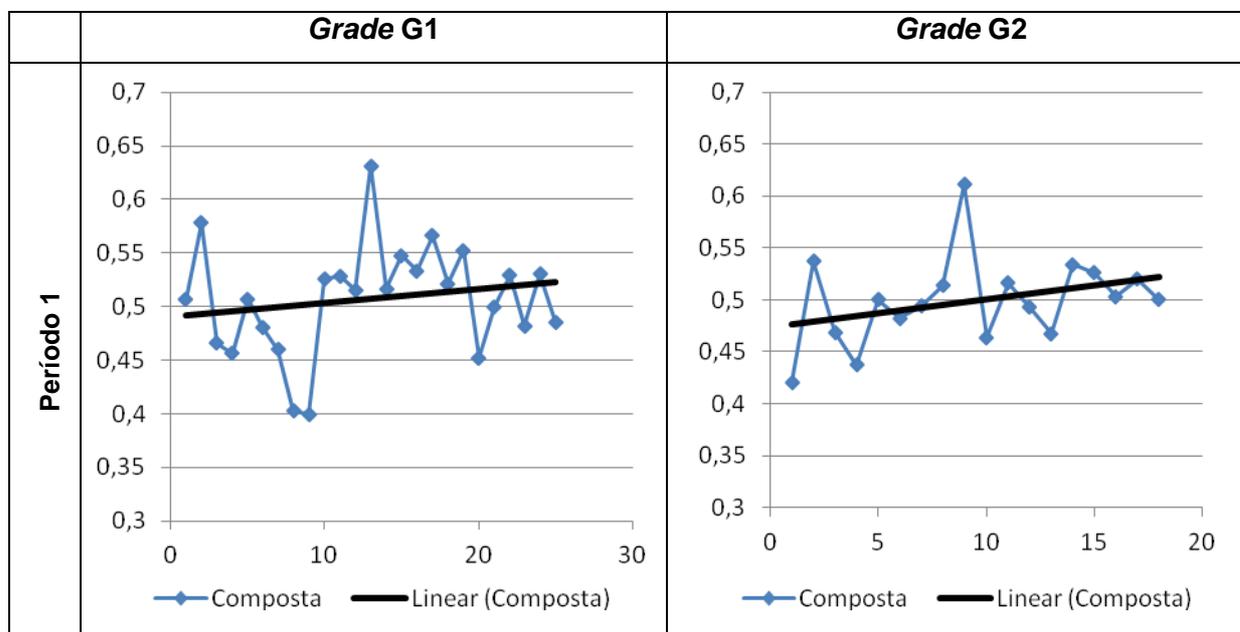
Tabela 50: Resumo variação eficiência Índice Malmquist *grade G2*

Tabela 51: Significância das análises estatísticas aplicadas

Quadro 17: Processo de aprendizado nos períodos

	Grade G1	Grade G2
Período 1	Observado	Observado
Período 2	Não Observado	Não Observado
Período 3	Observado	Observado

Fonte: Elaborado pelo autor



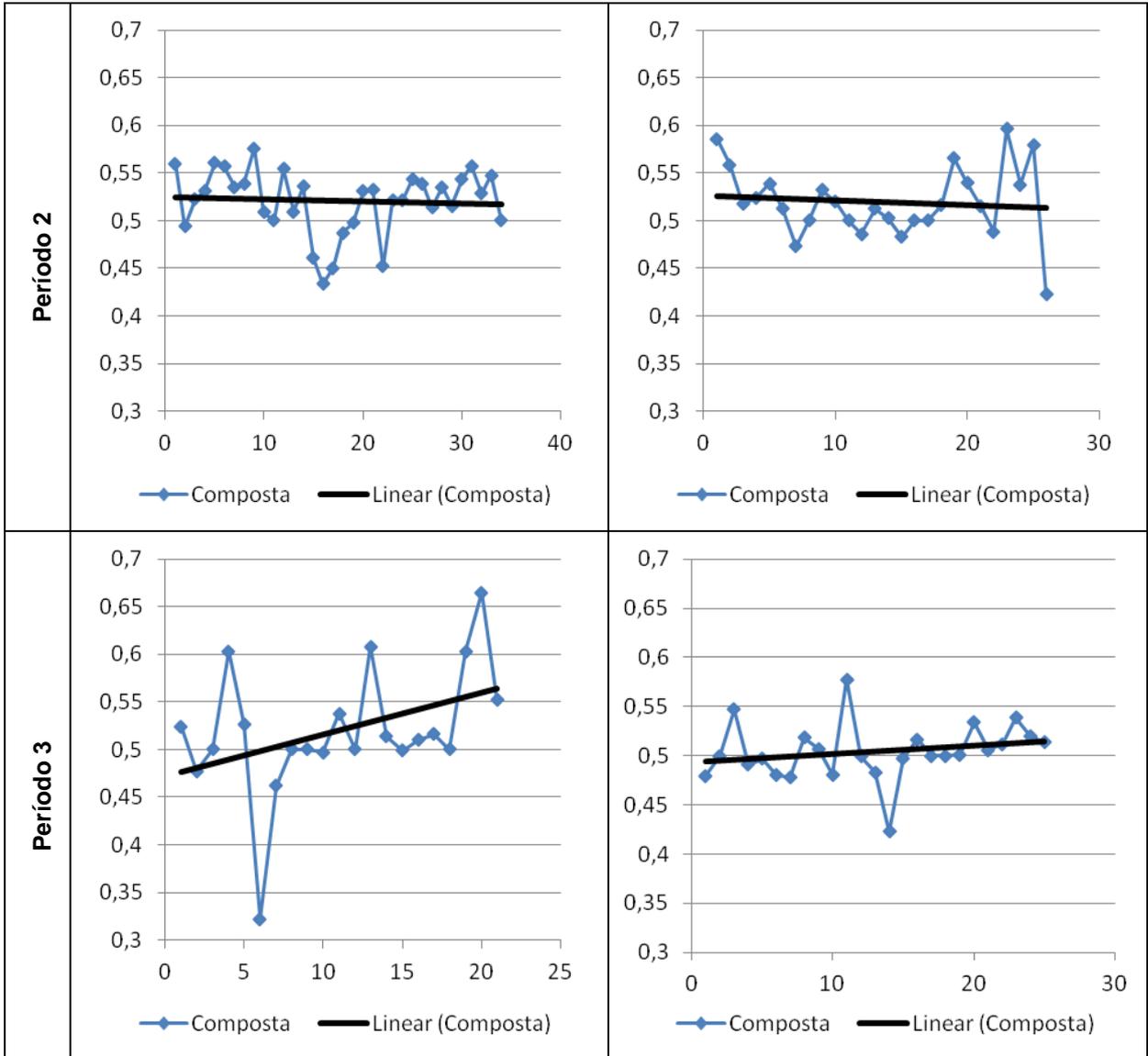


Figura 26: Tendência de evolução da eficiência (composta) de cada período
Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 47: Influência dos períodos *grade* G1

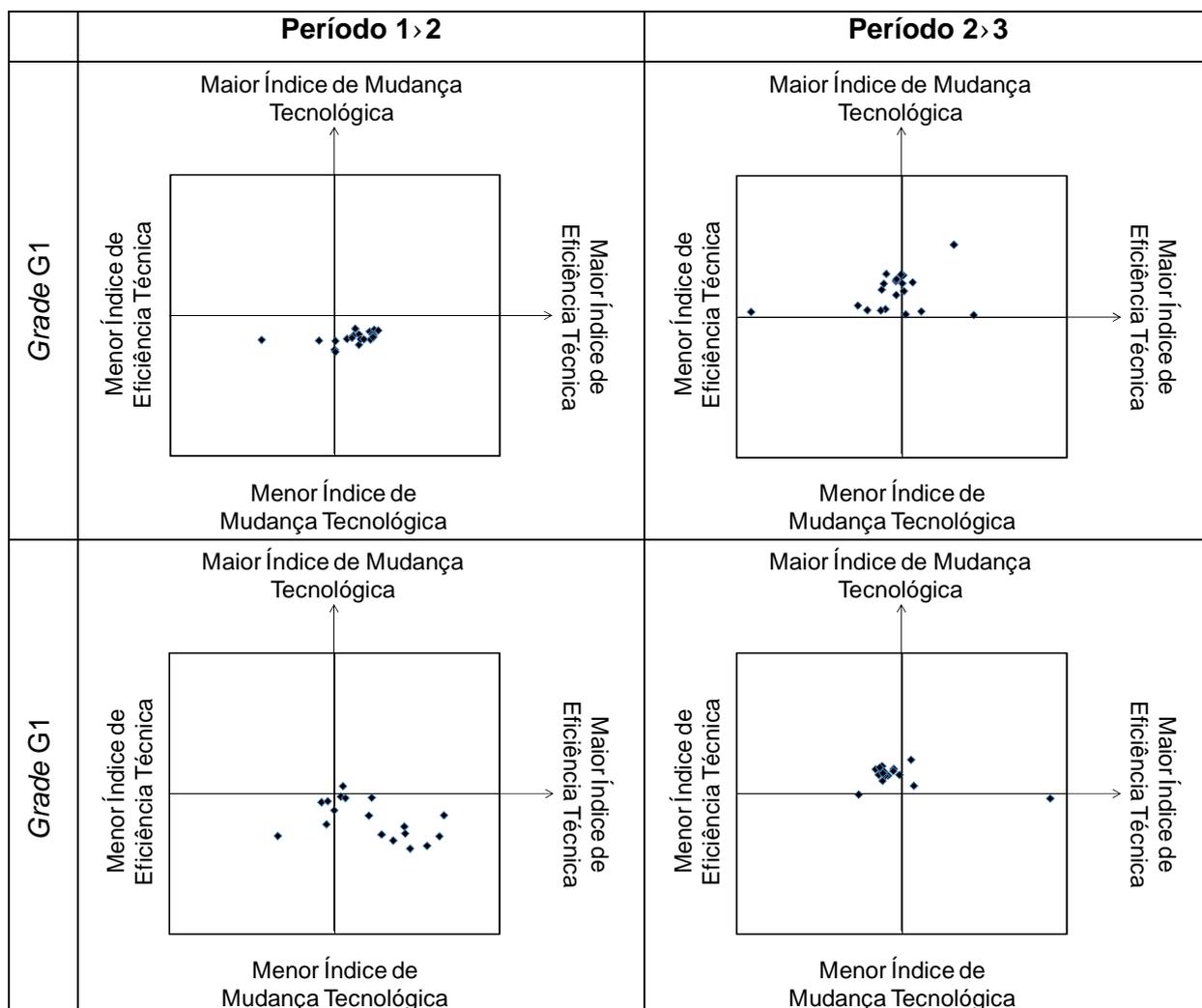
	1+2	2+3	1+2+3
Período 1	8%	NA	44%
Período 2	72%	79%	88%
Período 3	NA	20%	45%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 48: Influência dos períodos *grade* G2

	1+2	2+3	1+2+3
Período 1	78%	NA	83%
Período 2	57%	46%	65%
Período 3	NA	44%	76%

Fonte: Elaborado pelo autor

**Figura 27:** Comparação do posicionamento das unidade de análise

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 49: Resumo variação eficiência Índice Malmquist *grade* G1

Período	Eficiência Técnica	Mudança Tecnológica	Eficiência Técnica Pura	Eficiência de Escala	Fator Total de Produtividade Índice Malmquist
1 > 2	1,0410	0,9380	1,0310	1,0100	0,9790
2 > 3	0,9720	1,0720	0,9710	1,0010	1,0420

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 50: Resumo variação eficiência Índice Malmquist *grade* G2

Período	Eficiência Técnica	Mudança Tecnológica	Eficiência Técnica Pura	Eficiência de Escala	Fator Total de Produtividade Índice Malmquist
1 > 2	1,0850	0,9198	1,0462	1,0363	1,0042
2 > 3	0,9840	1,0545	0,9923	0,9913	1,0365

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 51: Significância das análises estatísticas aplicadas

	1 e 2	2 e 3	1, 2 e 3	
Grade G1	0,458	0,466	0,482	0,401
Grade G2	0,291	0,938	0,495	0,411

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando os impactos do projeto 1, através dos quadros, tabelas e figuras, conclui-se que, para o *grade* G1, houve influência negativa, em função de elevar a eficiência de somente 8% das DMU's do primeiro período (Tabela 47); e por ter apresentado um regresso tecnológico, deslocando a fronteira de eficiência para um nível inferior ao observado antes da implantação do projeto. O aspecto positivo do projeto 1 para o *grade* G1 foi a observação de elevação da eficiência técnica das DMU's (Tabela 49). Elevação esta compensada pela retração da fronteira de eficiência, apresentando resultado final negativo. Para o *grade* G2, os impactos negativos do projeto 1 foram amenizados pelo maior impacto positivo sobre a eficiência técnica, que resultou em uma leve evolução dos fatores totais de produção (0,4%). A Tabela 48 aponta que a eficiência de 78% das DMU's do primeiro período foi influenciada pelo segundo período, ou seja, projeto 1. Outra constatação que reforça a diferença é que, para o *grade* G1, na análise do segundo período, 72% das eficiências DMU's foram influenciadas pelo primeiro período de análise. A análise

estatística (Tabela 51) vem ao encontro das observações entre os comportamentos do projeto 1 para o *grade* G1 e G2, já que o menor valor de significância observado para o *grade* 2 indica que as diferenças das médias são maiores do que as observadas para o *grade* G1. Vale destacar que isso ocorreu em função da hipótese nula (h_0) ser a consideração de que não há diferença significativa das médias.

O projeto 2, analisado através dos quadros, tabelas e figuras, impactou o *grade* G1, pois alterou a eficiência de 79% das DMU's do segundo período (Tabela 47). Analisando esses dados com a Tabela 49, o impacto foi principalmente pela mudança tecnológica, visto que em termos de eficiência técnica houve regresso. A análise do terceiro período (Tabela 46) indica que é observado o processo de aprendizado e melhoria contínua, indicando que o projeto 2 ainda tem potencial de apresentar resultados superiores através da elevação da eficiência técnica. O projeto 2 apresentou praticamente o mesmo comportamento para os *grades* G1 e G2. A principal diferença verificada é que, para o *grade* G1, as variações de eficiência técnica foram melhores do que para o *grade* G2.

Conclui-se, assim, que o pior período de análise foi o segundo período influenciado principalmente pelo projeto 1 que culminou em uma redução da fronteira de eficiência através do retrocesso tecnológico. O terceiro período foi o melhor período e, através do projeto 2, houve deslocamento positivo da fronteira de eficiência, havendo ainda potencial para melhorar os resultados do aumento da eficiência técnica através do processo de aprendizado e melhoria contínua que já é observado no período.

7 AVALIAÇÃO GERAL E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, são apresentadas a avaliação geral do trabalho e algumas considerações finais com sugestões para desenvolvimento de trabalhos futuros, tendo em vista o conhecimento adquirido ao longo do processo de elaboração desta dissertação.

Este trabalho contribuiu para a análise envoltória de dados por apresentar uma abordagem diferenciada no entendimento e formação das unidades de análise, abrindo possibilidade da realização de estudos de *benchmarking* interno com uso da análise envoltória de dados. O uso da análise envoltória de dados (DEA), associado ao índice de Malmquist, mostrou-se viável para analisar uma única empresa e identificar evoluções da eficiência, bem como os impactos da implementação de projetos. As técnicas estatísticas, mesmo não indicando variações significativas, para setores de capital intensivo, como o petroquímico, pequenas variações podem representar impactos significativos quer seja em custo ou aspectos ambientais em função de boa parte de suas matérias-primas ser de fontes não renováveis.

A avaliação da eficiência no período de análise é importante na identificação da posição da empresa em relação ao seu próprio processo de aprendizado e melhoria contínua, na identificação das melhores campanhas e na busca de sua repetição através da identificação do *benchmarking* interno. A identificação da eficiência e dos alvos para cada *input* pode auxiliar na avaliação de projetos, no intuito de verificar qual *input* está sendo menos eficiente, ou mais afetada por determinada ação, sendo um ponto de atenção, para elevar sua eficiência ou para tomada de ações, a fim de reduzir a variabilidade, mantendo o nível de operação próximo à eficiência máxima.

O uso do índice de Malmquist e suas componentes (Variação de eficiência técnica e mudança tecnológica), usado para avaliar o impacto da implantação de projetos, mostrou-se útil, pois foi possível verificar o resultado e a origem da mudança da eficiência. As informações geradas podem ser utilizadas na elaboração de novos projetos principalmente na fase de estudo de viabilidade, vindo a ser consideradas as perdas potenciais em função da curva de aprendizado da nova tecnologia.

Conclui-se que, através dos procedimentos técnicos adotados, tornou-se possível avaliar o processo de aprendizado e melhoria contínua, bem como o impacto de projetos na eficiência do processo. Para o caso em questão, constatou-se que o processo de aprendizado e melhoria contínua não está sempre presente, não sendo observado em todos os períodos de análise, e a proposição de que os projetos aumentam a eficiência do processo foi rejeitada, sendo contra intuitivo, visto que o projeto 1 piorou a eficiência das unidades de análise.

Este trabalho gera a oportunidade para novas pesquisas aprofundarem os estudos da evolução da eficiência bem como o impacto de projetos ou mudanças no processo produtivo e organizacional. Como oportunidades de pesquisas futuras, destaca-se a possibilidade de avaliar todas as unidades de uma organização para verificar a política de direcionamento dos *grades* em relação à eficiência de cada unidade; avaliar o impacto de mudanças organizacionais na eficiência dos processos. Com relação ao modelo criado, existe a possibilidade de utilização da regressão de Tobit para verificar a influência de cada uma das variáveis (*inputs* e *outputs*) na eficiência; explorar a técnica da fronteira invertida, visando avaliar as unidades de análise sob uma óptica pessimista ao invés da otimista, utilizada neste trabalho. Para tornar o modelo mais robusto, pode-se considerar o uso de restrições de peso - as *inputs* e *outputs*. Vale salientar que as oportunidades aqui vislumbradas não inviabilizam as conclusões geradas a partir dos cálculos do modelo criado.

REFERÊNCIAS

AL-SHAMMARI, M.; SALIMI, A. Modeling the operating efficiency of banks: a nonparametric methodology. **Logistics Information Management**, v. 11, p. 5 - 17, 1998.

BANKER, R.D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W.. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, v. 30, p. 1078-1092, 1984.

BATTESE, G.E.; COELLI, T.J. A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data, **Empirical Economics**, v. 20, p.325-332, 1995.

BAUER, P.W.. Recent Developments in the Econometric Estimation of Frontiers, **Journal of Econometrics**, v. 46, p. 39-56, 1990.

BEDÊ, M. A. S. R. C. D. Produtividade total dos fatores na siderurgia brasileira: 1980-1991. **Revista Indicadores da Qualidade e Produtividade**, Brasília, p. 19-30, Junho, 1994.

BENDOLY, E.; ROSENZWEIG, D. E.; STRATMAN, J. K. The efficient use of enterprise information for strategic advantage: A data envelopment analysis. **Journal of Operations Management**, v. 27, p. 310-323, 2009.

BRUNETTA, M. R. **Avaliação da Eficiência Técnica e de Produtividade usando Análise por Envoltória de Dados: Um Estudo de Caso Aplicado a Produtores de Leite**. Curitiba: UFPR Universidade Federal do Paraná, 2004.

CAMP, Robert C.. **Benchmarking: O caminho da Qualidade**. São Paulo: Pioneira, 1993.

_____. **Global cases in benchmarking: best practices from organizations around the world**. Milwaukee, Wis.: ASQ Quality, 1998.

CARRON, R. D. S. M. **Reestruturação produtiva, processo de trabalho e qualificação na indústria petroquímica brasileira**. Porto Alegre: Escola de Administração da Universidade Federal do Rio Grand do Sul, 1998.

CAVES D. W.; CHRISTENSEN L. R.; DIEWERT W. E The economic theory of index numbers and the measurement of input, output and productivity. **Econometrica**, v. 50, n.6, p.1393-1414, 1982.

CHAMBERS, R. G. **Applied Production Analysis**. New York: Cambridge University, 1988. 331 p.

CHARNES, A. et al. **Data envelopment analysis: Theory, methodology and applications**. Boston: Kluwer, 1994.

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

COELLI, T. J. et al. **An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis**. 2. ed. New York: Springer, 2005. 349 p.

COOK, W. D.; SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis (DEA) – Thirty years on. **European Journal of Operations Research**, v. 192, p. 1-17, 2009.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; ZHU, J. **Data Envelopment Analysis: History, Models, and Interpretations**. [S.I.]: Springer US, 2004. 592 p.

COOPERS; AND; LYBRAND. Survey of benchmarking in Europe. **Europe**, London UK: Coopers and Lybrand, 1994.

D'ÁVILA, S. G. A Indústria Petroquímica Brasileira. **ComCiencia Revista Eletronica de Jornalismo Científico**, 2002. ISSN 1519-7654. Disponível em: <<http://www.comciencia.br/reportagens/petroleo/pet21.shtml>>. Acesso em: 07 maio 2011.

DE SANTANA, L., M.; HASCENCLEVER, L.; MELLO, J., M., C.; Capacitação Tecnológica e Competitividade na Petroquímica Brasileira nos anos 1990: O Caso de Camaçari-BA. **Revista Brasileira de Inovação**, v. 2, n. 1, p. 147-177, Jan./Jun. 2003.

DEBREU, G. The Coefficient of Resource Utilization. **Econometrica**, v. 19, p. 273-292, 1951.

EMROUZNEJAD, A.; PARKER, B.; TAVARES, G. Evaluation of research in efficiency and productivity: A survey and analysis of the first 30 years of scholarly literature in DEA. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 42, p. 151-157, 2008.

ENKO, S. K. **Números índices**. São Paulo: [s.n.], 1998. 76 p.

FARE, R.; GROSSKOPF, S.; LOVELL, C. A. K. **Production Frontiers**. New York: Cambridge University, 1994. 296 p.

FARRELL, M. J. The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. Series A, General 120 (3), p. 253-281, 1957.

FERREIRA, C. M. C.; GOMES, A. P. **Introdução a Análise Envoltória de Dados**. Viçosa: Editora UFV, 2009. 390 p.

FRANCESCHINI, F.; GALETTO, M. Composition laws for learning curves of industrial manufacturing process. **International Journal of Production Research**, v. 41, n. 7, p. 1431-1447, 2003. ISSN 0020-7543.

GASQUES, J. G.; CONCEIÇÃO, J. P. Crescimento e produtividade da agricultura brasileira. **(Texto para discussão, No 502)**., Brasília, (Texto para discussão, No 502), 1997.

GOLDRATT, E. **Teoria das Restrições**. New Haven, CT,: Goldratt Satellite, 1999.

GOMES, G. L. **Análise da Integração Refino-Petroquímica - Oportunidades Econômicas, Estratégicas e Ambientais**. COPPE UFRJ. Rio de Janeiro. 2011. Tese (Doutorado em Planejamento Energético) -- Programa de Planejamento Energético, Rio de Janeiro, 2011.

GOMES, G.; DVORSAK, P.; HEILT, T. Indústria Petroquímica Brasileira: Situação Atual e Perspectivas. BNDES Setorial. **BNDES Setorial No 21**, Rio de Janeiro, 2005. 74-104.

GOODWIN, P.; WRIGHT, G. **Decision Analysis for Management Judgment**. 3. ed. Chichester: Wiley. 2004.

GREGORIOU, G. N.; ZHU, J. **Evaluating Hedge Fund and CTA Performance**. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2005. 167 p. ISBN ISBN-13 978-0-471-68185-4.

GRIFFELL-TATJÉ, E.; LOVELL, C. A. K. A note on the Malmquist productivity index. **Economics Letters**, v. 47, p. 169-175, 1995.

HAIR JR., J. F. et al. **Fundamentos de Métodos de Pesquisa em Administração**. Tradução de Lene Belon Ribeiro. Porto Alegre: Bookman, 2005. 471 p. ISBN: 978-85-363-0449-6.

_____. **Análise Multivariada de Dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009. 688 p.

HEIZER, J.; RENDER, B. **Administração de Operações, bens e serviços**. Rio de Janeiro: LTC Editora, 2001.

KOOPMANS, T. C. **Activity analysis of production and allocation**. New York: John Wiley & Sons, 1951.

LINDAU, L. A.; COSTA, M.B.B.; SOZA, F.B.B. Em busca do benchmark da produtividade de operadores urbanos de ônibus. In: **Transportes: experiências de rede**. p.199-221, 2001.

LINS, M. E. et al. O Uso da Análise Envoltória de Dados (DEA) para Avaliação de Hospitais Universitários Brasileiros. **Ciencia e Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 12, n. 4, p. 985-998, 2007. ISSN 1413-8123.

LINS, M. P. E.; ANGULO-MEZA, L. **A Análise Envoltória de Dados e Perspectiva de Integração no Ambiente do Apoio a Decisão**. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, 2000. 232 p.

MACEDO, M. A. S. **A Utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) na Consolidação de Medidas de Desempenho Organizacional**. XI CONGRESSO BRASILEIRO DE CUSTOS. Porto Seguro / BA: Porto Seguro: ABC. 2004. p. 1 CD-ROM.

_____; SILVA, F. F.; SANTOS, R. M. Análise do Mercado de Seguros no Brasil: uma visão do desempenho organizacional das seguradoras no ano de 2003. **Revista de Contabilidade & Finanças**, v. Edição Especial - Atuaría, 2006.

MAHALIK, D. K.; GOKULANANDA, P. Efficiency Measurement Using DEA and AHP: A Case Study on Indian Ports. **The IUP Journal of Supply Chain Management**, v. III, 2010.

MALMQUIST, S. Index Numbers and Indifference Surfaces. **Trabalhos de Estatística**, n. 4, p. 209-242, 1953.

MARINHO, E. L. L.; BARRETO, F. A. F. D. Avaliação do Crescimento da Produtividade e do Progresso Tecnológico dos Estados do Nordeste com a Fronteira de Produção Estocástica. **Política e Planejamento Econômico** - IPEA, v. 30, Dezembro, 2000.

MARQUES, R. C.; SILVA, D. **Inferência Estatística dos Estimadores de Eficiência obtidos com a Técnica Fronteira Não Paramétrica de DEA**. Uma Metodologia de Bootstrap. [S.l.]: *Investigação Operacional*, v. 26, 2006. 89-110 p.

MEGGINSON, L. C. **Administração: Conceitos e Aplicações**. São Paulo: Harbra, 1986. 614 p.

MEZA, L.A. et al. Modelo DEA com Seleção de Variáveis para Avaliar uma Eficiência do Setor Elétrico Brasileiro. In: XXVII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, 2005, Gramado. **Anais ...** p. 377-386.

MILTENBURG, J. **Manufacturing strategy: how to formulate and implement a winning plan**. New York: [s.n.], 2005. 435 p.

MINAYO, M. C. D. S. Importância da Avaliação Qualitativa combinada com outras modalidades de Avaliação. **Saúde & Transformação Social** - UFSC, Florianópolis, v. 1, n. 3, p. 02-11, 2011. ISSN 2178-7085.

NISHIMIZU, M.; PAGE, J.. Total Factor Productivity Growth, Technological Progress and Technical Efficiency Change: Dimensions of Productivity Change in Yugoslavia, 1965-78. **The Economic Journal**, v. 92, n. 368, p. 920-936, Dec. 1982.

O'DELL, C.; GRAYSON, C. J. J. If Only We Knew What We Know: The Transfer of Internal Knowledge and Best Practice. **The Free Press**, New York, 1998.

PRUETT, M.; THOMAS, H. Experience-based learning in innovation and production. **R&D Management**, v. 38, n. 2, p. 141-153, 2008.

QUATTOR PETROQUÍMICA. Disponível em:
<<http://www.quattor.com.br/quattorweb/pt/industria.aspx>>. Acesso em: 11 dez. 2011.

RAKESH et al. The propagation of benchmarking concepts in Indian manufacturing industry. **Benchmarking: An International Journal**, v. 15 Iss: 1, p. 101-117, 2008.

RODRIGUEZ, M. J. D.; AYUSO, I. A. **Convergência em eficiência técnica de lâs regiones espanholas**, 1980-1995. Convocatória editorial segundo semestre de 2002, Universidad Rey Juan Carlos, 2002. (Mimeo).

SALHIEH, L.; SINGH, N. A system dynamics framework for benchmarking policy analysis for a university system. **Benchmarking: An International Journal**, v. 10 Iss: 5, p. 490-498, 2003.

SAMPAIO, E. V. S. B. Fisiologia da palma. In; MENEZES, R.S.C.et al. (eds). A palma no Nordeste do Brasil: conhecimento atual e novas perspectivas de uso. Recife: Editora Universitária da UFPE, 2005. p. 43-55.

SANDRONI, P. **Dicionário de Administração e Finanças**. São Paulo: Best Seller, 1996. 577 p.

_____. **Novíssimo Dicionário de Economia**. São Paulo: Best Seller, 1999. 650 p.

SCHMIDT, P.; LOVELL, K.. Estimating Technical And Allocative Relative To Stochastic Production Cost Frontiers. **Journal of Econometrics**, v. 9, p. 343 -366, 1979.

SIEGEL, S.; CASTELLAN, J. N. J. **Estatística Não-Paramétrica para Ciências do Comportamento**. Tradução de Sara landra Correa Carmona. 2. ed. Porto Alegre: Artemed, 2006. 448 p. ISBN ISBN 978-85-363-0729-9.

SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. **Administração da produção**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2002. 747 p.

SOARES DE MELLO, B. J. C. C. et al. **Curso de Análise de Envoltória de Dados**. XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa. Gramado: [s.n.]. 2005.

_____. DEA Advanced Models for Geometric Evaluation of used Lathes. **WSEAS Transactions on Systems**, v. 7, n. 5, p. 500-520, May 2008. ISSN ISSN: 1109-2777.

SOUSA JUNIOR, J. P. D. **Análise de Eficiência da Produção de Camarão Marinho em Cataveiro no Estado do Ceará**. Fortaleza: Universidade Federal do Ceará, 2003.

SOUTHARD, P. B.; PARENTE, D. H. A model for internal benchmarking: when and how? **Emerald: Benchmarking: An International Journal**, v. 42, 2007.

SOUZA, M. A. F. D.; MACEDO, M. A. D. S.; FERREIRA, M. S. Desempenho Organizacional no Setor Supermercado Brasileiro: Uma Análise Apoiada em DEA. **REGE**, São Paulo, v. 17, n. 2, p. 151-167, Abr./Jun. 2010.

SPENDOLINI, Michael. **The benchmarking book**. São Paulo: Makron Books, 1993.

SUAREZ, M. A. **Petroquímica e Tecnoburocracia, capítulos do desenvolvimento capitalista no Brasil**. São Paulo: Hucitec, 1986. 242 p.

SUEYOSHI, T.; AOKI, S. A use of a nonparametric statistic for DEA frontier shift: the Kruskal and Wallis rank test. **OMEGA: The International Journal of Management Science**, v. 29, p. 1-18, 2001.

TAVARES, G.. **A Bibliography Of Data Envelopment Analysis (1978-2001)**. Rutgers Center for Operations Research (Rutgers University - The State University of New Jersey), 2002.

TEIXEIRA, F.; GUERRA, O.; CAVALCANTE, L. R. Decisões de Investimento e Movimentos de Reestruturação um Modelo de Análise da Indústria Petroquímica. **Economia Contemporânea UFRJ**, Rio de Janeiro, v. 13, p. 511-537, 2009.

TULKENS, H.; EECKAUT, P. V. Non-parametric efficiency, progress and regress measures for panel data: Methodological aspects. **European Journal of Operational Research**, v. 80, n. 3, p. 474-499, Fev. 1995.

VERGARA, S. C. **Projetos de Pesquisa em Administração**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2006.

VITS, J.; GELDERS, L.; PINTELON, L. Manufacturing process changes: myopic and long-term planning. **International Journal of Production Research**, v. 45, n. 1, p. 1-27, January 2007. ISSN 0020-7543.

WISHART, R. S.. The institution of petroleum technologists. SIXTEENTH ANNUAL GENERAL MEETING, 1929.