



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA

REBECA FARIAS CARNEIRO

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DE LOJAS DO SETOR DO VAREJO DE MODA POR
MEIO DA METODOLOGIA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

FORTALEZA

2018

REBECA FARIAS CARNEIRO

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DE LOJAS DO SETOR DO VAREJO DE MODA POR
MEIO DA METODOLOGIA**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Produção Mecânica do Departamento de Engenharia de Produção da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheira de Produção Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata.

FORTALEZA

2018

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- C29a Carneiro, Rebeca Farias.
Análise de eficiência de lojas do setor do varejo de moda por meio da metodologia Análise
Envoltória de Dados / Rebeca Farias Carneiro. – 2018.
51 f. : il. color.
- Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia,
Curso de Engenharia de Produção Mecânica, Fortaleza, 2018.
Orientação: Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata.
1. DEA. 2. Varejo. 3. Análise de desempenho. 4. Eficiência. 5. Fronteira Invertida. I. Título.
CDD 658.5
-

REBECA FARIAS CARNEIRO

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DE LOJAS DO SETOR DO VAREJO DE MODA POR
MEIO DA METODOLOGIA**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Produção Mecânica do Departamento de Engenharia de Produção da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheira de Produção Mecânica.

Aprovada em ____/____/____.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Me. Ronaldo Lage Pessoa
Centro Universitário Christus (UNICHRISTUS)

Prof. Dr. Anselmo Ramalho Pitombeira Neto
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Aos meus pais, Maria e José, por todo o amor e apoio em todos os momentos da minha vida.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, por ter permitido que mais este sonho fosse conquistado. Obrigada por ser meu guia.

Aos meus pais, que sempre me incentivaram em todas as etapas da minha vida e por todo o amor e carinho que me deram todos esses anos, nunca serei capaz de expressar minha gratidão.

Aos meus irmãos, Raquel e Emanuel, pelo apoio incondicional, pelo companheirismo e por serem minha fonte de alegria.

Ao meu orientador, prof. Bruno, agradeço por toda a dedicação, disponibilidade e paciência na orientação deste trabalho. Aos professores da Engenharia de Produção, que desde o início da graduação se mostraram presentes, serei eternamente grata por todos os ensinamentos acadêmicos e profissionais.

Aos meus amigos de graduação, em especial Gabrielle, Carol, Mayara, Larissa, Manuelle, Oka e Damasceno, obrigada por compartilharem esses cinco anos comigo, vocês foram o meu suporte acadêmico e emocional.

Aos meus tutores de estágio, Sérgio e Cláudio, não só por todos os ensinamentos, dedicação e paciência, mas também pelo convívio e amizade. Vocês me deram recursos e ferramentas para aprender um pouco mais todos os dias. Foi um privilégio trabalhar para vocês.

Aos meus amigos de estágio distribuídos pelo Brasil, obrigada pela troca de experiências e por todo o apoio que me deram. Mesmo distantes, vocês se fazem presentes.

As minhas amigas, Bia e Macielle, por sempre estarem do meu lado dividindo momentos de alegrias, tristezas, ansiedades e angústias.

A todos que contribuíram, diretamente ou indiretamente, para a realização deste trabalho.

RESUMO

Em um setor marcado pela alta competitividade e a busca constante por maior participação no *market share*, é de fundamental importância no varejo de moda a avaliação das unidades da companhia, no que se refere à eficiência operacional. Neste contexto, o presente trabalho tem por objetivo analisar a eficiência de unidades de uma empresa do segmento do varejo de moda por meio da Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*) durante o período de janeiro a dezembro de 2017. Para tanto, foi realizada uma análise quantitativa destas unidades por meio da seleção de seis variáveis, dois insumos e quatro produtos, consideradas relevantes para a organização e aplicado o modelo BCC e o modelo da fronteira invertida utilizando o programa R para a mensuração da eficiência das filiais. Assim, após a aplicação da metodologia, foi possível identificar, dentre as 21 unidades do estudo, a filial benchmarking da regional avaliada. Em conclusão, foi possível mensurar a eficiência das unidades através da utilização de um indicador único, resultado da correlação das seis variáveis selecionadas e os resultados apresentados na organização tiveram repercussões positivas, como a criação de uma rotina anual para estudo da eficiência das unidades da empresa.

Palavras-chaves: DEA. Varejo. Análise de desempenho. Eficiência. Fronteira Invertida. *Benchmarking*.

ABSTRACT

In a sector marked by high competitiveness and constant search for higher participation in the market share, it is essential for the fashion retail to carry out the performance evaluation of the company's units, especially the operational efficiency. In this context, the goal of this study is to analyse the efficiency of the units of a fashion retail company through Data Envelopment Analysis (DEA) during January to December of 2017. To achieve this, a quantitative analysis of these units was made through the selection of six variables, two inputs and four outputs, considered relevant for the organization and applied the BCC model and the inverted frontier technique, using the R program, to measure the efficiency of units. Thus, after the methodology application, it was possible to identify, among the 21 units of study, the unit benchmarking among those evaluated. In conclusion, it was possible to measure the efficiency of units using a single indicator, resulted from the correlation of six variables selected, and the results presented in the organization had positive repercussions, such as the creation of an annual routine to study the efficiency of units in the company.

Keywords: DEA. Retail. Performance analysis. Efficiency. Inverted analysis. Benchmarking.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Método do estudo.....	16
Figura 2 - Processo de transformação.....	20
Figura 3 - Comparação entre as fronteiras dos modelos BCC e CCR.....	22
Figura 4 – Eficiências utilizando modelo CRS e VRS no programa R.....	36
Figura 5 – Ranking de eficiência das DMU's.....	40
Figura 6 – Eficiência da venda física e lucro bruto.....	42
Figura 7 – Comparação da eficiência padrão com a eficiência invertida.....	43
Figura 8 – <i>Ranking</i> da eficiência composta normalizada.....	44

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Listagem de variáveis importantes na empresa.....	32
Tabela 2 – <i>Inputs e Outputs</i>	33
Tabela 3 – Eficiência pelos modelos VRS e CRS.....	37
Tabela 4 – Eficiência Invertida.....	38
Tabela 5 – Eficiência dos outputs.....	41
Tabela 6 – Simulação de eficiência para o quadro de loja revisado.....	45

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada

BI - *Business Intelligence*

DEA - *Data Envelopment Analysis*

DMU - *Decision Making Units*

BCC - Banker, Charnes e Cooper

CCR - Charnes, Cooper e Rhodes

CRS - *Constant Return to Scale*

VRS - *Variable Returns to Scale*

SBVC - Relatório da Sociedade Brasileira de Varejo

HC - *Headcount* da loja

E/V - Estoque sobre venda

CADV - Capacidade de exposição da área de vendas

LB - Lucro Bruto

VF - Venda física

LPR - Linha de Processamento e Reposição

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	13
1.1.	Contextualização.....	13
1.2.	Definição do problema.....	14
1.3.	Objetivos.....	14
1.3.1.	<i>Objetivos Gerais</i>	14
1.3.2.	<i>Objetivos Específicos</i>	14
1.4.	Metodologia.....	15
1.5.	Estrutura do trabalho.....	16
2.	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	18
2.1.	Desempenho organizacional.....	18
2.2.	Eficiência.....	18
2.2.1.	<i>Benchmarking</i>	19
2.3.	Unidade tomadora de decisão.....	20
2.4.	Análise envoltória de dados.....	21
2.4.1.	<i>Modelo CCR</i>	22
2.4.2.	<i>Modelo BCC</i>	24
2.5.	Etapas de aplicação do modelo DEA.....	26
2.5.1.	<i>Seleção das DMU's</i>	26
2.5.2.	<i>Seleção das variáveis</i>	26
2.5.3.	<i>Escolha do modelo DEA</i>	27
2.6.	Análise invertida da fronteira.....	27
2.7.	Trabalhos publicados com a aplicação de DEA no varejo.....	29
3.	ESTUDO DE CASO.....	30
3.1.	Caracterização da empresa.....	30
3.2.	Escolha do software	30
3.3.	Seleção das DMU's.....	31
3.4.	Seleção das variáveis.....	31
3.4.1.	<i>Headcount da loja (HC)</i>	33
3.4.2.	<i>Capacidade de exposição da área de vendas (C_ADV)</i>	33
3.4.3.	<i>Estoque sobre venda (E/V)</i>	34
3.4.4.	<i>Lucro Bruto (LB)</i>	34
3.4.5.	<i>Venda Física (FS)</i>	35

3.4.6. <i>Cliente Oculto (CO)</i>	35
3.5. Escolha do modelo DEA	36
4. ANÁLISE DOS RESULTADOS	40
4.1. Resultados obtidos	40
4.2. Impacto na organização estudada	44
5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	46
5.1. Conclusões	46
5.2. Trabalhos futuros	47

1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo será apresentado a contextualização do estudo, além da definição do problema. Em seguida, será abordado os objetivos do trabalho, sua metodologia e estruturação.

1.1. Contextualização

Em um ambiente cada vez mais globalizado, as organizações buscam constantemente se tornarem mais competitivas por meio da redução de custos e, concomitantemente, maximizando seus lucros. De acordo com um estudo de produtividade realizado pela IPEA (2015), a baixa produtividade das empresas brasileiras está vinculada as deficiências tecnológicas, ao capital humano, a elevada rotatividade do trabalho e a baixa integração à economia internacional. O mesmo estudo aponta que as empresas estão cada vez mais direcionando seu tempo e investimentos ao assunto.

De acordo com Parente (2000), varejo é o conjunto de todos os negócios que envolve o processo de venda de produtos e serviços para atender um consumidor final. Kotler (1998) complementa que o varejo é influenciado por um ambiente altamente exigente e dinâmico, tornando-se um meio extremamente competitivo e orientado a inovação.

A alta competitividade no varejo vem gerando mudanças neste setor, tanto na forma de se relacionar com o cliente quanto no oferecimento dos produtos e serviços (CASAS; GARCIA, 2007). Deste modo, tem-se uma busca constante neste segmento por diferenciações que vão desde o investimento em tecnologias, prevenção de perdas, capacitação com finalidade de aumentar a eficiência operacional até a preservação das margens de lucros.

Uma boa administração dos recursos das unidades de varejo proporciona não apenas uma maior eficiência operacional, como também maior competitividade no negócio. Portanto, é de fundamental importância na atual conjuntura a elaboração de métricas a respeito da produtividade e eficiência da organização para o conhecimento e acompanhamento dos gestores.

Conforme Freitas e Janissek Muniz (2006), nos dias atuais, mesmo com as tecnologias da informação disponibilizando uma série de dados, o grande desafio é avançar na avaliação deste conteúdo, ou seja, identificar as causas dos maiores desvios que afetam as variáveis em curto e longo prazo e propor soluções. Para isto, a utilização de técnicas como a seleção de *benchmarkings* no mercado ou na própria empresa, por exemplo, pode ser uma boa prática para a análise de desempenho.

1.2. Definição do problema

A partir do contexto exposto, tem-se uma preocupação constante das empresas em se tornarem mais competitivas por meio do aumento da eficiência operacional. Embora estudos mostrem que o setor de serviços tende a ter níveis e taxas de crescimento de eficiência mais elevados (ARBACHE, 2015), este indicador ainda está bem abaixo da média internacional.

Em grandes empresas do varejo, ter acesso a uma grande quantidade de indicadores, seja financeiro, de estoque ou de gestão, tornou-se algo rápido e atingível por meio da utilização de sistemas de *Business Intelligence* (BI). No entanto, estes indicadores são avaliados, geralmente, de forma isolada pelo gestor.

Deste modo, o presente trabalho busca responder os seguintes questionamentos: Na atual conjuntura, com a grande quantidade de variáveis disponibilizadas pelas tecnologias da informação, como selecionar as métricas para o estudo da análise de eficiência no setor do varejo? O que deve ser avaliado? Quais as variáveis que mais influenciam a análise e o que pode ser realizado para solucionar os maiores desvios? É possível gerar um indicador único de eficiência para a definição de um benchmarking entre as filiais da organização?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo Geral

O presente trabalho tem por objetivo analisar a eficiência de unidades de uma empresa do segmento do varejo de moda por meio da Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) durante o período de janeiro a dezembro de 2017.

1.3.2. Objetivos específicos

- a) Identificar *inputs* e *outputs* relevantes para a análise da eficiência de unidades de negócio do varejo de moda.
- b) Modelar o problema utilizando o método de análise envoltória de dados no programa R.
- c) Analisar o *ranking* de eficiência, relacionando os dados com as características das unidades do estudo.
- d) Determinar a unidade *benchmark* do estudo realizado.

1.4. Metodologia

Para Marconi e Lakatos (1999), a pesquisa deve ser iniciada com um embasamento teórico, no qual será utilizado como ponto de partida para a resolução do problema. A mesma, para ser validada, deve ser respaldada em fatos observados e provados, provenientes da pesquisa.

De acordo com Viana (2001), é possível classificar as pesquisas em três grandes grupos: pesquisa descritiva, pesquisa exploratória e pesquisa explicativa. Para Almeida (1996), a pesquisa descritiva observa, registra, analisa e ordena dados, sem manipulá-los. Este tipo de pesquisa procura classificar, explicar e interpretar os dados obtidos. Deste modo, o presente trabalho caracteriza-se como pesquisa descritiva, pois envolve o entendimento e análise de variáveis.

Conforme Fonseca (2002, p. 20), a pesquisa quantitativa “se centra na objetividade. Influenciada pelo positivismo, considera que a realidade só pode ser compreendida com base na análise de dados brutos, [...] recorre à linguagem matemática para descrever as causas de um fenômeno, as relações entre variáveis”. Em vista disto, quanto a abordagem, o estudo é denominado de pesquisa quantitativa.

Em relação a sua natureza, o trabalho é classificado como aplicado, uma vez que, segundo Silva (2015, p.50) “caracteriza-se por seu interesse prático, isto é, os resultados são aplicados ou utilizados, imediatamente, na solução de problemas que ocorrem na realidade”.

Segundo Lakatos e Marconi (1987) a pesquisa bibliográfica é o levantamento, seleção e documentação de um determinado assunto, por meio da pesquisa em livros, enciclopédias, revistas, jornais, monografias, teses, dissertações, entre outras fontes. Para Fonseca (2002), a pesquisa documental utiliza de fontes diversas, como relatórios de empresas, jornais, revistas, etc.

Fonseca (2002) também explica que o estudo de caso constitui-se de um método caracterizado pelo estudo de uma entidade, como, por exemplo, uma instituição. Yin (2001, p.32) complementa que o estudo de caso é “uma investigação científica que investiga um fenômeno contemporâneo dentro de seu contexto da vida real”.

Desse modo, o presente trabalho é considerado uma pesquisa descritiva, aplicada, quantitativa, bibliográfica e estudo de caso. O método para a aplicação do estudo é demonstrado na Figura 1, constituído de 5 etapas.

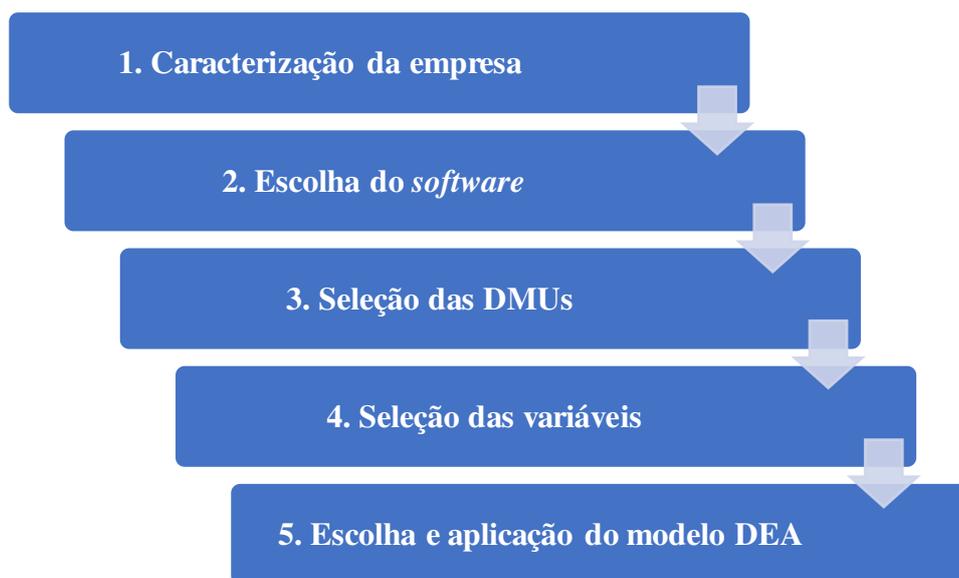
Na primeira etapa tem-se uma breve descrição da empresa do estudo, abordando características e estratégias da organização. Em seguida, é apresentado o programa escolhido

para a modelagem do problema. A terceira etapa é composta pela seleção das unidades do estudo, assim como a identificação de possíveis *outliers*.

Dando prosseguimento, na quarta etapa tem-se a seleção das variáveis do estudo, no qual foi realizado um levantamento, inicialmente, de todas os indicadores de controle de desempenho utilizados na gestão da empresa. A partir desta informação, foi selecionado as variáveis mais relevantes para o estudo de caso, por meio do *know-how* dos gestores alinhado com as estratégias da empresa. Todos os indicadores selecionados foram coletados por meio do sistema de BI da empresa, onde rapidamente foi possível gerar e exportar as informações necessárias.

A quinta e última etapa do trabalho é a escolha do modelo DEA e sua aplicação. Por fim, foi gerado modelos de análise dentro da ferramenta R e realizado um estudo dos resultados obtidos.

Figura 1 – Método do estudo



Fonte: Elaborado pela autora.

1.5. Estrutura do trabalho

O presente trabalho foi dividido em cinco capítulos para uma melhor estruturação e organização do estudo. No primeiro Capítulo, Introdução, é abordado um contexto inicial no qual o trabalho está inserido, a descrição do problema encontrado, a definição dos objetivos gerais e específicos, a metodologia aplicada e o detalhamento da estruturação do trabalho.

No segundo Capítulo, Fundamentação teórica, tem-se um embasamento sobre os seguintes conteúdos: desempenho organizacional, eficiência, unidades tomadoras de decisão (*Decision Making Unit* - DMU), análise envoltória de dados, abordando os dois métodos clássicos de análise (CCR e BCC), etapas da aplicação do modelo DEA, contendo tópicos como o método para seleção das DMUs, seleção das variáveis e escolha do modelo DEA, análise invertida da fronteira e trabalhos publicados com a aplicação da análise envoltória de dados no varejo.

Dando prosseguimento, no terceiro Capítulo é apresentado o estudo de caso, consistido na aplicação da metodologia apresentada no primeiro capítulo em uma empresa do setor do varejo de moda.

No quarto Capítulo, Análise dos resultados, é realizado uma análise dos resultados obtidos, além ações realizadas na empresa após a apresentação do estudo. E, por fim, no Capítulo cinco, Conclusão, é abordado as considerações finais, se os objetivos foram alcançados e propostas para os trabalhos futuros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo será abordado o embasamento teórico do presente estudo, contendo uma breve explanação sobre conteúdos como desempenho organizacional, eficiência, análise envoltória de dados e metodologia para a aplicação do método DEA.

2.1. Desempenho organizacional

De acordo com Karplan e Norton (1997, p.21), “o que não é medido não é gerenciado”. Desse modo, organizações que não medem, avaliam e acompanham seus indicadores tem por consequência dificuldades de entender as oportunidades de melhoria. A avaliação de desempenho é, portanto, uma ferramenta importante para o progresso dos negócios.

Machado *et al.* (2007) complementam que o objetivo principal para a mensuração do desempenho é que os dados sejam utilizados como um instrumento de gestão capaz de proporcionar um gerenciamento eficaz da organização. Para esta mensuração, é necessário uma série de variáveis, como bases informativas, critérios, princípios adotados, entre outros fatores.

Concomitante a importância da mensuração do desempenho, tem-se a escolha do melhor sistema de medição de desempenho. Gerolamo *et al.* (2002) afirma que para a melhoria de desempenho aconteça é necessário que a companhia realize diagnósticos e avaliações, sendo estas qualitativas e quantitativas.

2.2. Eficiência

No contexto atual de recuperação econômica no Brasil, é primordial que as empresas busquem por indicadores de desempenho para o acompanhamento dos gestores. Segundo Mariano (2007), a eficiência é um conceito abrangente podendo ter, de acordo com a análise realizada, diversos significados. Martins e Laugeni (2005) complementam que a definição de eficiência está relacionada aos resultados obtidos, os recursos e ao meio ambiente. Portanto, pode-se concluir que o conceito de eficiência pode ser utilizado em áreas diversas como um importante direcionador do desempenho da organização.

De forma geral, a eficiência pode ser definida como a capacidade da organização de produzir cada vez mais utilizando a mesma quantidade de insumos (BANDIN, 1995).

Segundo Chiavenato (1994, p.70), as empresas devem analisar seu desempenho sob o escopo da eficácia e da eficiência, ao mesmo tempo:

Eficácia é uma medida normativa do alcance dos resultados, enquanto eficiência é uma medida normativa da utilização dos recursos nesse processo. (...) A eficiência é uma relação entre custos e benefícios. Assim, a eficiência está voltada para a melhor maneira pela qual as coisas devem ser feitas ou executadas (métodos), a fim de que os recursos sejam aplicados da forma mais racional possível (CHIAVENATO, 1994, p. 70).

Megginson *et al.* (1998, p. 11) complementa que “um administrador eficiente é o que consegue produtos mais elevados (resultados, produtividade, desempenho) em relação aos insumos (mão-de-obra, material, dinheiro, máquinas e tempo) necessários à sua consecução”. Ou seja, é característica de um administrador eficiente trabalhar com os seus recursos de forma a obter os objetivos almejados com o menor custo possível.

De acordo com Belloni (2000), a eficiência da produção pode ser estudada tanto com o enfoque na eficiência produtiva quanto na eficiência alocativa. Segundo o autor, a eficiência produtiva pode ser definida como a habilidade de evitar desperdícios produzidos nos processos realizados, assim como minimizar o uso dos recursos para determinada produção. Já a eficiência alocativa está ligada com a habilidade de relacionar recursos e resultados em proporções ótimas dados os preços vigentes.

Quando abordado sobre eficiência produtiva, ainda segundo Belloni (2000), a mesma pode ser orientada para o aumento da produção ou para a redução dos recursos. Na primeira abordagem tem-se como objetivo o aumento dos níveis de produção com a mesma quantidade de recursos. No segundo ponto de vista, tem-se por objetivo a redução dos recursos mantendo os níveis de produção.

Dentre as estratégias mais utilizadas na busca do aumento da eficiência organizacional está o *benchmarking*.

2.2.1. Benchmarking

De acordo com Watson (1994), *benchmarking* é um processo sistemático e contínuo, no qual tem-se a medição e comparação dos processos empresariais da empresa em estudo com as líderes de mercado a fim de que a organização consiga identificar pontos de melhoria para o seu desempenho. Spendolini (1993, p. 10) complementa a conceituação de *benchmarking* como “um processo contínuo e sistemático para avaliar produtos, serviços e

processo de trabalho de organizações que são reconhecidas como representantes das melhores práticas, com a finalidade de melhoria organizacional”.

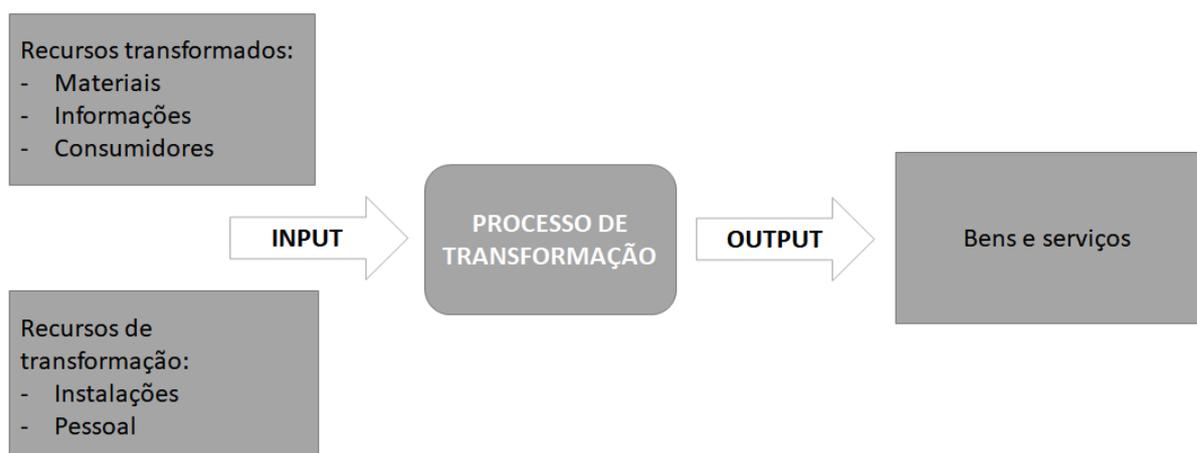
Devido as dificuldades de ter acesso aos processos internos realizados pelas concorrentes, Walleck (1991) afirma que os estudos de *benchmarking* não estão limitados somente as companhias similares, mas qualquer organização que possua um referencial de excelência do processo ou habilidade a ser estudado.

Dentre os diversos tipos de *benchmarking*, o *benchmarking* interno é um dos mais utilizados dentro das organizações. Segundo Watson (1994), o *benchmarking* interno permite a comparação dos processos de unidades diferentes da mesma organização, gerando uma série de informações de como aumentar a performance das unidades. Para o autor, este método tem por vantagem a falta de barreiras para a coleta dos dados necessários e como desvantagem a possibilidade de que as práticas adotadas pela empresa não sejam o necessário para alcançar o aprimoramento desejado.

2.3. Unidade tomadora de decisão

Conforme Souza e Wilhelm (2009), unidades tomadoras de decisão (DMU, da sigla em inglês *Decision Making Units*) comparam entidades similares que se distinguem pela quantidade de insumos utilizados e dos produtos produzidos ou serviços prestados.

Figura 2: Processo de transformação



Fonte: Adaptação de Slack et al. (1999, p. 32)

De acordo com Almeida, Mariano e Rebelatto (2006), unidades tomadoras de decisão são qualquer tipo de sistema produtivo que processa um grupo de entradas

transformando em um grupo de saídas. Slack *et al.* (1999) adiciona que o processo de transformação é a operação de produzir bens ou serviços, também denominado de *outputs*, por meio da utilização de um conjunto de recursos, os *inputs*. Na Figura 2, pode-se observar o esquema desse processo.

Mello *et al.* (2005) afirma que a classificação de uma organização como mais ou menos produtiva está diretamente ligada as decisões tomadas nas unidades.

2.4. Análise envoltória de dados

Conforme Marcelo e Barbosa (2009), a análise envoltória de dados (DEA) é uma técnica da Pesquisa Operacional que utiliza como base a programação linear. Por meio desta técnica é possível comparar a eficiência de várias unidades tomadoras de decisão através de um indicador único que foi desenvolvido mediante à várias abordagens diferentes.

De acordo com Gomes, Soares e Estellita (2004), o objetivo da análise envoltória de dados é identificar as unidades tomadoras de decisão eficientes, medir e localizar as unidades ineficientes, além de fornecer o *benchmarking* entre as DMUs analisadas.

Gomes *et al.* (2001) acrescenta que DEA pode ser utilizado como uma ferramenta de apoio à decisão, subsidiando estratégias de produção como o ajuste nos níveis de entradas e saídas, corrigindo, desta forma, as unidades ineficientes através da determinação de alvos.

A análise envoltória de dados teve início a partir dos trabalhos de Farrell (1957), no qual abordava sobre a otimização de programação matemática em casos com um só produto/insumo. Em seguida, Charnes *et al.* (1978) generalizou esta técnica propondo uma metodologia para avaliar a eficiência relativa de unidades tomadoras de decisão homogêneas.

Segundo Macedo, Casa Nova e Almeida (2009), por meio do método DEA as organizações podem ter uma visão da performance da organização, a fim de melhorar o desempenho das unidades tomadoras de decisão menos eficientes. Normalmente, as medidas de eficiência seguem a forma da expressão 1 (COOPER *et al.*, 2003):

$$\text{Eficiência} = \frac{\text{Saída}}{\text{Entrada}} \quad (1)$$

Mariano, Almeida e Rebelatto (2006) acrescentam que existem três tipos de retorno à escala: crescente, constante e decrescente. No retorno crescente, o aumento no número de *inputs* gera um aumento desproporcionalmente maior no número de *outputs*, o que ocorre

quando uma DMU está operando muito abaixo da sua capacidade ótima. Já no retorno decrescente, tem-se novamente o aumento do número de *inputs* gerando um aumento desproporcionalmente menor no número de *outputs*, ocorre quando a DMU está operando acima da capacidade ótima. Por fim, tem-se o retorno constante, onde o aumento do número de *inputs* ocasiona um aumento proporcional nos *outputs* quando a DMU está operando na sua capacidade ótima.

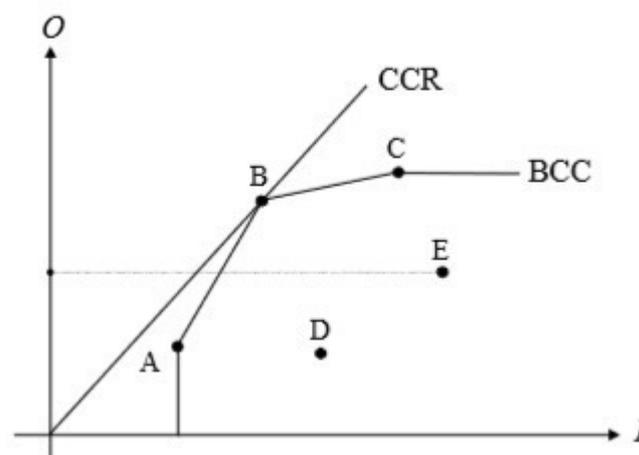
Mello *et al.* (2005) cita que dentre as vantagens da análise envoltória de dados destacam-se: *inputs* e *outputs* podem ser medidos em unidades diferentes e não há necessidade de se conhecer os preços daquelas variáveis.

Dentre os modelos de DEA existentes na literatura, Bandin (1995) afirma que há dois modelos básicos utilizados atualmente. O modelo CCR (CHARNES *et al.*, 1978), também conhecido como CRS (*Constant Returns to Scale*), utiliza o retorno de escala constante para identificar as DMUs eficientes e ineficientes além de determinar a que distância da fronteira de eficiência estão as DMUs ineficientes.

O segundo modelo clássico, BCC (BANKER *et al.*, 1984), também conhecido como VRS (*Variable Returns to Scale*), avalia a eficiência das DMUs com variação de escala, sem assumir uma relação de proporcionalidade entre os insumos e os produtos.

Na Figura 3 são ilustrados os modelos DEA clássicos: o modelo CRS e o modelo VRS, no qual considera o retorno de escala constante e o retorno variável de escala, respectivamente.

Figura 3 - Comparação entre as fronteiras dos modelos BCC e CCR



Fonte: Soares Mello (2004).

2.4.1. Modelo CCR

O modelo chamado de CCR, desenvolvido por Charnes, Cooper e Rhodes (CHARNES *et al.*, 1978), recebeu esta sigla em homenagem aos autores. Este método considera retornos de escala constantes, ou seja, o aumento da quantidade de insumos irá gerar um aumento da mesma proporção na quantidade de produtos.

As formulações abaixo mostram o modelo CCR orientado a *outputs*, baseadas em Périco *et al.* (2008), no qual tem-se na equação 2 a função objetivo para o cálculo da eficiência.

$$\text{Maximizar} \quad h_k = \sum_{r=1}^S u_r y_{rk} \quad (2)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad (3)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0, \forall S = \{1, \dots, N\} \quad (4)$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad (5)$$

Índices e conjuntos:

$r = \{1, \dots, m\}$: conjunto de *outputs*

$i = \{1, \dots, n\}$: conjunto de *inputs*

$k = \{1, \dots, N\}$: conjunto de DMUs

Parâmetros:

x_{ik} = quantidade de *inputs* do tipo i utilizado pela DMU k

y_{rk} = quantidade de *outputs* do tipo r gerada pela DMU k

Variáveis:

v_i = peso do input i

u_r = peso do output r

O problema apresenta como restrição que a soma ponderada dos *inputs* da mesma DMU seja igual a um e a diferença entre a soma ponderada dos *outputs* e a soma ponderada dos *inputs* seja menor ou igual a zero. Desta forma, nenhuma unidade tomadora de decisão deverá ter sua eficiência superior a 100%.

No que se refere o modelo CCR com orientação para *inputs*, também baseado em Périco *et al.* (2008), tem-se as seguintes formulações:

$$\text{Minimizar} \quad h_k = \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} \quad (6)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} = 1 \quad (7)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0, \forall S = \{1, \dots, N\} \quad (8)$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad (9)$$

Índices e conjuntos:

$r = \{1, \dots, m\}$: conjunto de *outputs*

$i = \{1, \dots, n\}$: conjunto de *inputs*

$k = \{1, \dots, N\}$: conjunto de DMUs

Parâmetros:

x_{ik} = quantidade de *inputs* do tipo i utilizado pela DMU k

y_{rk} = quantidade de *outputs* do tipo r gerada pela DMU k

Variáveis:

v_i = peso do input i

u_r = peso do output r

A partir do resultado das formulações acima, é possível identificar se a DMU é eficiente (COOPER *et al.*, 2007):

- a) DMU é eficiente se $h_k=1$;
- b) Caso contrário, a DMU é ineficiente.

2.4.2. Modelo BCC

O modelo BCC, elaborado por Banker, Charnes e Cooper (BANKER *et al.*, 1984), também conhecido como retornos de escala variáveis, parte do princípio que o acréscimo de insumos pode desencadear uma variação não proporcional nos produtos, sendo esta variação tanto positiva quanto negativa.

Este modelo é resultante da divisão do modelo CCR para obter-se eficiências técnica e de escala. De acordo com Moura *et al.* (2016), as desvantagens da utilização do

modelo BCC estão na classificação inadequada de unidade como eficientes e na utilização do modelo comparando unidades que operam sob escalas de produção diferentes.

Importante enfatizar que da mesma forma que no modelo CCR, tem-se no BCC duas formulações: com a orientação voltada para os *inputs* e outra voltada para os *outputs*. O modelo BCC orientado para *outputs* pode ser equacionado da seguinte forma (PÉRICO *et al.*, 2008):

$$\text{Maximizar} \quad h_k = \sum_{r=1}^m u_r y_{rk} - u_k \quad (10)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad (11)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} - u_k \leq 0, \quad \forall S = \{1, \dots, N\} \quad (12)$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad (13)$$

Índices e conjuntos:

$r = \{1, \dots, m\}$: conjunto de *outputs*

$i = \{1, \dots, n\}$: conjunto de *inputs*

$k = \{1, \dots, N\}$: conjunto de DMUs

Parâmetros:

x_{ik} = quantidade de *inputs* do tipo i utilizado pela DMU k

y_{rk} = quantidade de *outputs* do tipo r gerada pela DMU k

Variáveis:

v_i = peso do input i

u_r = peso do output r

Para o retorno de escala variável orientado para os *inputs*, segundo Périco *et al.* (2008), tem-se as seguintes formulações:

$$\text{Minimizar} \quad h_k = \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} + v_k \quad (14)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} = 1 \quad (15)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} - v_k \leq 0, \quad \forall S = \{1, \dots, N\} \quad (16)$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad (17)$$

Índices e conjuntos:

$r = \{1, \dots, m\}$: conjunto de *outputs*

$i = \{1, \dots, n\}$: conjunto de *inputs*

$k = \{1, \dots, N\}$: conjunto de DMUs

Parâmetros:

x_{ik} = quantidade de *inputs* do tipo i utilizado pela DMU k

y_{rk} = quantidade de *outputs* do tipo r gerada pela DMU k

Variáveis:

v_i = peso do input i

u_r = peso do output r

2.5. Etapas de aplicação do modelo DEA

2.5.1. Seleção das DMU's

Segundo Lins e Meza (2000), o primeiro critério na seleção das DMUs a serem analisadas refere-se a sua homogeneidade. DMUs homogêneas produzem os mesmos bens e serviços utilizando os mesmos insumos e trabalham na mesma condição de mercado, diferenciando apenas na quantidade de insumo empregado e na quantidade de produtos gerados.

Desse modo, Ferreira e Gomes (2009) complementam que as entidades selecionadas para o trabalho devem ser suficientemente semelhantes de forma que o estudo tenha coerência, e sejam suficientemente diferentes para que seja possível discriminá-las.

2.5.2. Seleção das variáveis

Périco, Rebelatto e Santana (2008) afirmam que a técnica DEA considera, a priori, uma grande lista de possibilidades na seleção das variáveis. Contudo, o acréscimo de muitas variáveis reduz a capacidade de discriminação das DMUs eficientes das ineficientes. Desse

modo, é aconselhável que o modelo seja o mais compacto possível para poder maximizar o poder de discriminação da análise.

Thanassoulis (1996) salienta que a possibilidade de alteração no conjunto de insumos ou produtos selecionados terá importantes repercussões no resultado do processo de avaliação.

Segundo Cunha *et al.*, (2004), é sugerido que a quantidade de unidades (DMU) analisadas sejam aproximadamente o triplo da soma da quantidade de *inputs* e *outputs*. Caso se utilize na análise de eficiência uma pequena quantidade de DMUs e uma grande quantidade de variáveis pode ocorrer distorções, uma vez que quanto maior a quantidade de variáveis maior a quantidade de DMUs na fronteira (MARIANO, 2012, P. 140).

2.5.3. Escolha do modelo DEA

No que se refere a escolha do modelo DEA, Cooper *et al.* (2000), afirma que os modelos clássicos CCR e BCC distinguem-se em dois pontos principais:

- a) Tipos de combinações e suposições sobre retornos de escala;
- b) Tipos de projeção do plano ineficiente à fronteira de eficiência.

Paiva (2000) salienta que os modelos CCR e BCC utilizam tipos diferentes de tecnologias e, conseqüentemente, geram fronteiras de eficiência diferentes e medidas de eficiência diferentes. No que diz respeito a orientação, cada um dos dois modelos pode ser voltado aos insumos ou aos produtos. No primeiro caso tem-se as projeções dos planos observados sobre a fronteira com o objetivo de alcançar o máximo aumento de produção dado o consumo observado e, na segunda orientação, busca-se a maior redução de consumo para a produção observada.

Conforme apresentado nos tópicos acima, há duas possibilidades de retorno nos modelos DEA: o retorno constante de escala (CRS) e retornos variáveis de escala (VRS). Conforme Brunetta (2004), o retorno constante de escala deve ser utilizado quando os insumos aumentam ou diminuem numa mesma proporção dos produtos, isto é, quando os *inputs* aumentam ou diminuem num fator λ . Já no retorno variável de escala os insumos são multiplicados por um fator λ e os produtos podem seguir qualquer comportamento em relação a este fator λ .

2.6. Análise invertida da fronteira

Segundo Leta *et al.* (2005), a fronteira invertida deve ser utilizada para identificar as unidades consideradas “falsas eficientes”. Araujo (2008) complementa que este método foi introduzido por Yamada (1994) e Etani (2002) e pode ser chamado também de avaliação pessimista de DMUs.

Mello *et al.* (2005) afirmam que nos estudos DEA com muitas unidades tomadoras de decisão produtivas, ou seja, que estão na fronteira de eficiência, torna-se árduo identificar uma melhor unidade produtiva. Dessa forma, introduziu-se o conceito de fronteira invertida que consiste em considerar os produtos como insumos e os insumos como produtos. Com essa perspectiva, pode-se avaliar se as unidades produtivas apontadas no modelo clássico não possuem resultados ruins em quaisquer tarefas, pois não adiantará ser eficiente em apenas algumas variáveis.

Para calcular um índice agregado das eficiências das unidades produtivas por meio da fronteira padrão e invertida, utiliza-se a eficiência composta. Mello *et al.* (2008) explica que a eficiência composta é a média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira original e a ineficiência em relação à fronteira invertida, sendo este valor obtido da subtração da eficiência invertida pela unidade. A equação 18 mostra a fórmula detalhada do cálculo da eficiência composta:

$$\text{Eficiência Composta} = \frac{\text{Eficiência padrão} + (1 - \text{eficiência invertida})}{2} \quad (18)$$

O índice acima pode ser analisado de forma normalizada por meio da divisão de todos os valores pelo maior índice calculado, como mostra a equação (19).

$$\text{Eficiência Composta Normalizada} = \frac{\text{Eficiência composta}}{\text{Maior eficiência composta}} \quad (19)$$

Meza *et al.* (2005) complementa que a aplicação deste método constitui nas seguintes etapas:

- I) Calcular a eficiência clássica;
- II) Inverter as posições dos inputs e outputs;
- III) Calcular novamente a eficiência com esta modificação;
- IV) Calcular o índice composto;
- V) Normalizar os índices compostos.

2.7. Trabalhos publicados com a aplicação de DEA no varejo

Figueiredo e Melo (2004) abordaram sobre a análise envoltória de dados aplicada no varejo supermercadista para avaliar a eficiência das lojas. O estudo utilizou o modelo CCR orientado para *outputs* e o método da fronteira invertida, tendo como resultado 5 unidades eficientes utilizando o modelo padrão e apenas uma unidade eficiente considerando a eficiência composta, enfatizando a importância da avaliação da fronteira invertida.

O trabalho de Miranda (2015) analisou o desempenho de 26 unidades de varejo com base na seleção de variáveis, insumos e produtos, relevantes para o negócio. No estudo tem-se a aplicação do modelo BCC orientado para *outputs*. Foram utilizadas 9 variáveis sendo considerado como inputs a área destinada a venda, vendedores, mix de produtos e valor de estoque, já os outputs selecionados foram o faturamento da unidade, a margem de contribuição, a margem líquida, o prazo médio de vendas e prazo médio de estoque.

Inhesta e Mariano (2015) apresentam uma revisão de literatura sobre aplicações da análise envoltória de dados no setor varejista, a qual tem por objetivo realizar uma triagem de todos os artigos publicados entre 1995 e 2015 e abordam sobre a aplicação do método DEA no varejo. Após realizar todos os filtros propostos, foram encontrados 29 artigos com a utilização da ferramenta DEA para mensurar a eficiência no varejo. Importante salientar que dentre os artigos selecionais, apenas dois foram publicados no Brasil.

Assim como os autores supracitados, Inhesta (2017) também utilizou a análise envoltória de dados aplicada no varejo para mensurar a eficiência das 29 maiores empresas em faturamento do setor varejista de capital aberto segundo Relatório da Sociedade Brasileira de Varejo (SBVC, 2016). Foi utilizado neste trabalho o modelo BCC orientado para *outputs*.

3. ESTUDO DE CASO

Esse capítulo corresponde aos aspectos metodológicos da pesquisa, iniciando com a caracterização da empresa onde será realizado a aplicação do estudo, seguido pela escolha do software a ser utilizado, seleção das DMUs, seleção das variáveis do estudo e escolha do modelo DEA assim como sua orientação.

3.1. Caracterização da empresa

A aplicação deste estudo de caso foi realizada em uma empresa de grande porte do segmento de varejo de moda, contando atualmente com mais de 300 filiais distribuídas no território brasileiro, além do e-commerce, e empregando mais de 40 mil colaboradores.

A companhia tem como público principalmente o segmento da classe média e as filiais são divididas em oito seções: moda feminina, masculina, infantil, acessórios, moda casa, balcão de eletrônicos, balcão de relógios e perfumaria.

Para o presente estudo foi selecionado apenas uma das regionais da empresa, grupo constituído de 21 filiais, da região nordeste do Brasil. Classificou-se como inviável a análise de todas as unidades da empresa devido às características distintas das unidades norte e nordeste para as unidades das demais regiões do país.

Melhorias como a padronização dos processos e aumento da produtividade são o foco operacional da gestão ao longo deste ano, de forma a salientar a importância do presente trabalho.

3.2. Escolha do *software*

A utilização de programas com pacotes estatísticos está sendo cada vez mais propagado para análise de dados. Contudo, uma grande parte destes programas, possuem um elevado custo de aquisição sendo inviável principalmente para o uso acadêmico.

O programa R (<https://www.r-project.org/>) é um ambiente de *software* livre para computação estatística e gráficos, sendo bastante utilizado na comunidade acadêmica por oferecer um ambiente computacional de fácil acesso e gratuito para atividades de pesquisa e aplicações de métodos quantitativos.

O programa foi criado por Ross Ihaka e Robert Gentleman na Universidade de Auckland e pode ser obtido gratuitamente no site “<http://cran.r-project.org>”. O mesmo

apresenta versões distintas para aquisição a partir do sistema operacional (UNIX, Windows ou Macintosh).

3.3. Seleção das DMUs

Para uma aplicação assertiva do modelo DEA foi utilizado os seguintes critérios na seleção das variáveis:

- a) DMUs com o mesmo perfil de produção e que possuem os mesmos *inputs* e *outputs*, diferenciando-se apenas na intensidade dos mesmos: todas as DMUs selecionadas são filiais da empresa que possuem as mesmas variáveis, como, por exemplo, headcount, estoque de produtos, capacidade da área de vendas, entre outros recursos.
- b) DMUs com as mesmas condições ambientais: todas as unidades selecionadas encontram-se nos clusters da região do Nordeste e com as mesmas condições mercadológicas.

Também foi avaliado se alguma das DMUs selecionadas, por conta de alguma característica pontual se diferenciava das demais unidades por ser um *outlier*. Deste modo, foram selecionadas 21 DMUs utilizando os critérios acima mencionados, denominadas U1, U2, U3, ..., U20, U21, excluindo as unidades U19 e U21 por serem unidades recém-inauguradas em praças de alta participação nos lucros da empresa e no qual não possuem o histórico de venda do ano de 2017 completo, de forma a inviabilizar a inclusão de ambas no presente estudo.

3.4. Seleção das variáveis

De acordo com Estellita Lins e Moreira (2000), a etapa de seleção de variáveis pode ser realizada tendo como base a opinião dos especialistas e a disponibilidade dos dados. As variáveis escolhidas devem, segundo a autora, descrever o desempenho da unidade e a quantidade selecionada deve ser coerente com a quantidade de unidades avaliadas, para que o modelo não perca a capacidade de discriminação das DMUs.

Nesta etapa inicialmente foi listado, juntamente com os gestores do setor, todas as variáveis que influenciam diretamente na eficiência da operação e nos resultados das lojas, selecionando as mais utilizadas nos acompanhamentos da empresa no que se refere a cobrança de desempenho das filiais, apresentado na Tabela 1.

A partir das orientações de Cunha (2004), que aponta que a quantidade de variáveis deve ser aproximadamente o triplo da soma da quantidade de *inputs* e *outputs*, e respeitando a amostra de 19 DMUs selecionadas na seção 3.3, a quantidade de seis variáveis é considerada adequada para este estudo.

Tabela 1 – Listagem de variáveis importantes na empresa

Primeira listagem de variáveis
Venda Financeira
Venda Física
Headcount
Capacidade total da loja
Capacidade da área de vendas
Antigiro do estoque
Idade de vendas
Idade do estoque
Mix de produtos
Cliente Oculto
Lucro Bruto
Preço médio de venda
Margem de Venda
Estoque médio
Ticket médio

Fonte: Elaborada pelo autor.

Portanto, utilizando a listagem inicial das variáveis, foi discutido quais destas eram mais relevantes para o segmento do varejo de moda e não possuíam grande correlação entre elas, para que deste modo vários critérios fossem analisados.

De forma exemplificada, capacidade total da loja e capacidade da área de vendas são variáveis que possuem alta correlação. Deste modo, evitou-se a escolha das duas variáveis em conjunto pois não iria agregar muita informação ao modelo.

Para esta tomada de decisão foi considerado principalmente o conhecimento e experiência dos gestores da empresa alinhado com as estratégias e objetivos da mesma, além de partir da premissa que apenas 6 variáveis poderiam ser selecionadas.

Na Tabela 2, tem-se a listagem dos insumos e produtos considerados no estudo de caso.

Tabela 2 – *Inputs e Outputs*

Inputs	Outputs
<i>Headcount</i> da loja (HC)	Estoque sobre venda (E/V)
Capacidade de exposição da área de vendas (CADV)	Lucro Bruto (LB)
	Venda física (VF)
	Cliente Oculto (CO)

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.4.1. *Headcount da loja (HC)*

Esta variável considera todos os funcionários da filial, incluindo desde o gerente até o assistente de visual *merchandising*. Com a evolução do varejo, a busca por lojas cada vez mais organizadas, com aplicações de técnicas de *visual merchandising* e um atendimento ao cliente diferenciado são características fundamentais para atrair o consumidor e impulsionar a compra.

Deste modo, esta variável é fundamental para a análise de produtividade das lojas pois por meio dela foi possível mensurar se a quantidade de colaboradores da filial está correta para o porte de venda de cada unidade.

Embora não exista grandes alterações do quadro das lojas ao longo do ano, foi considerado uma média do número de colaboradores das lojas selecionadas para o estudo durante o exercício de 2017.

3.4.2. *Capacidade de exposição da área de vendas (CADV)*

No que se refere a espaço físico das lojas, o tamanho da filial é outro *input* importante na análise. Atualmente, cada loja possui na sua planta o ambiente destinado a venda, um escritório, o LPR (Linha de Processamento e Reposição) e uma área de retaguarda onde tem-se o refeitório, salas de treinamento, entre outros espaços. Para a análise de eficiência das lojas, foi considerado apenas a área destinada as vendas.

Além disso, para que o estudo fique mais assertivo, em vez de considerar a quantidade de metros quadrados da área de vendas, foi considerado a capacidade de exposição dos produtos na mesma.

Esta métrica é calculada a partir da quantidade de equipamentos da loja que são utilizados para expor os produtos. Considerando que cada tipo de equipamento tem a quantidade ideal de produto para ser alocado, a capacidade de exposição da área de vendas será a somatória da quantidade de produtos que devem ser alocados em cada equipamento multiplicado pelo total de equipamentos.

3.4.3. Estoque sobre venda (E/V)

De acordo com Dias (1986), o antigiro é o período no qual uma determinada quantidade de estoque cobre o consumo da empresa, sendo calculado de acordo com a equação 20:

$$Antigiro = \frac{EstoqueM\u00e9dio}{Consumo} \quad (20)$$

Na empresa em estudo, esta métrica é denominada pelo sistema de BI (*Business Intelligence*) de estoque sobre venda (E/V) e aponta a quantidade de dias necessários para zerar o estoque considerando o consumo, ou seja, o ritmo de venda realizado pela loja no período analisado.

Partindo do princípio que todas as lojas recebem os mesmos produtos, se diferenciando apenas no volume e reposição, avaliar o antigiro é entender a eficiência das lojas em relação a sua gestão de estoque.

3.4.4. Lucro Bruto (LB)

Lucro bruto é uma das métricas mais importantes pois é um apontamento inicial do retorno dos investimentos realizados. Fisher (1906) afirma que o lucro é o resultado do uso do capital e Braga (1989), complementa que todas as atividades empresariais abrangem a utilização de recursos financeiros e os mesmos são orientados para a obtenção de lucros.

Esta variável é calculada de forma simplificada pela soma de todas as receitas obtidas em um determinado período subtraído pelos gastos com custos para confecção de produtos ou para a prestação de serviços.

3.4.5. Venda Física (FS)

É a quantidade de peças vendidas por cada filial. Uma vez que cada loja, dependendo do seu porte e localização, tem uma estratégia comercial diferenciada, seria inviável a análise pela venda financeira das lojas, pois o preço médio de venda dos produtos de cada filial apresenta dissemelhanças.

De forma exemplificada, lojas com um perfil *high* possuem um preço médio de venda mais elevado se comparado a uma loja com perfil *low* e, conseqüentemente, a relação da venda financeira por colaborador e por capacidade de exposição tem a probabilidade de ser maior em loja com perfil mais *high*, não sendo tão assertivo esta analogia.

3.4.6. Cliente Oculto (CO)

O Cliente Oculto é uma métrica atualmente muito utilizada por empresas para acompanhar a eficiência da operação de loja. Para Kotler e Keller (2006), cliente oculto é definido como compradores que reportam os pontos fortes e fracos da empresa a partir da experiência de compra. O cliente oculto irá identificar as oportunidades de melhorias nos procedimentos, tendo como vantagem de sua aplicação o fato de ser uma avaliação imparcial e não dependente de relatos de funcionários da companhia.

Na empresa do estudo em questão, a avaliação do cliente oculto é realizada por meio da contratação de uma prestadora de serviços terceirizados especializada na área, no qual os colaboradores são treinados para avaliar os processos da companhia de acordo com os seus procedimentos padrão e estratégias.

O cliente oculto da empresa em estudo avalia critérios como a organização de loja, se os produtos estão expostos de forma atrativa, a qualidade e rapidez do atendimento do caixa, a oferta de serviços da empresa, entre outros. O resultado da avaliação de cada loja está entre 100% (nota máxima, no qual a filial apresenta conformidade em todas as avaliações), 0% (nota mínima).

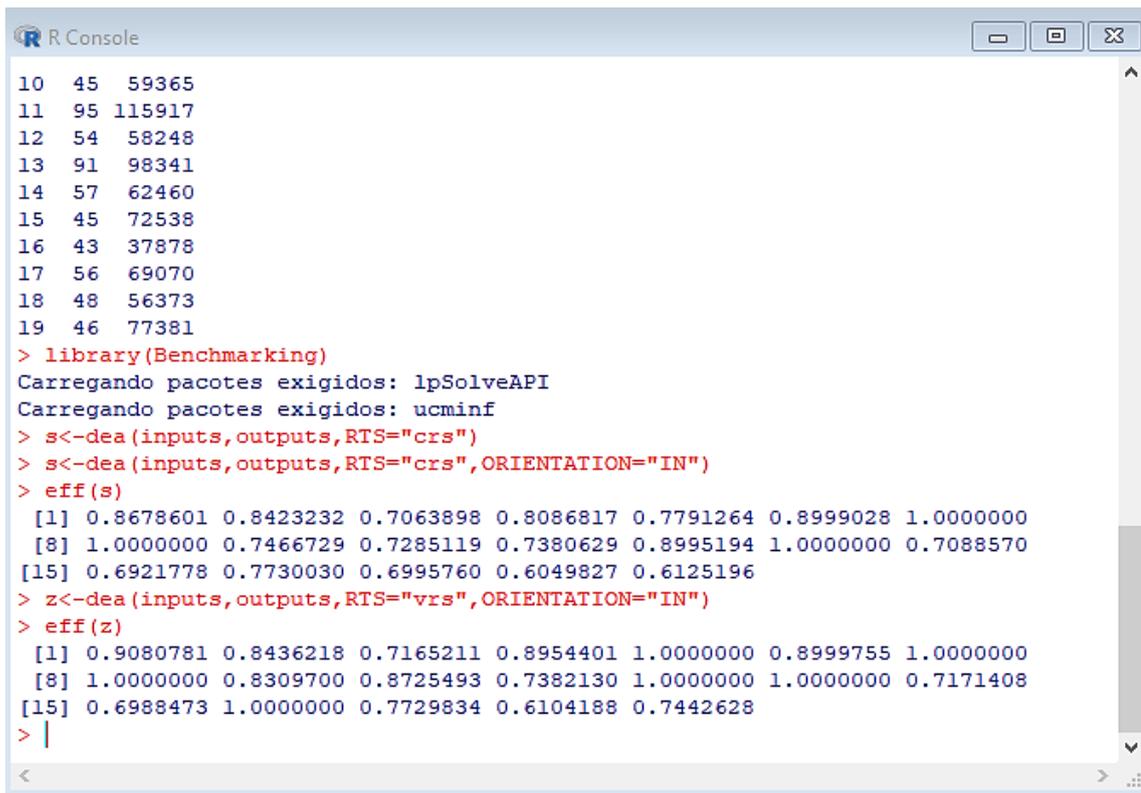
Por meio desta avaliação os gestores conseguem verificar se os desempenhos negativos em relação a venda e a meta, por exemplo, estão relacionados a má gestão dos processos de loja ou a fatores externos.

3.5. Escolha do modelo DEA

Conforme apontado no Capítulo 2, tem-se dois modelos clássicos no método DEA: o modelo CRS, que considera o retorno de escala constante, e o modelo VRS, que utiliza o retorno variável de escala.

Inicialmente foi inserido no programa R todos os inputs e outputs mencionados acima, para em seguida realizar o cálculo da eficiência conforme ilustrada na Figura 4.

Figura 4 – Eficiências utilizando modelo CRS e VRS no programa R



```

R Console
10 45 59365
11 95 115917
12 54 58248
13 91 98341
14 57 62460
15 45 72538
16 43 37878
17 56 69070
18 48 56373
19 46 77381
> library(Benchmarking)
Carregando pacotes exigidos: lpSolveAPI
Carregando pacotes exigidos: ucminf
> s<-dea(inputs,outputs,RTS="crs")
> s<-dea(inputs,outputs,RTS="crs",ORIENTATION="IN")
> eff(s)
[1] 0.8678601 0.8423232 0.7063898 0.8086817 0.7791264 0.8999028 1.0000000
[8] 1.0000000 0.7466729 0.7285119 0.7380629 0.8995194 1.0000000 0.7088570
[15] 0.6921778 0.7730030 0.6995760 0.6049827 0.6125196
> z<-dea(inputs,outputs,RTS="vrs",ORIENTATION="IN")
> eff(z)
[1] 0.9080781 0.8436218 0.7165211 0.8954401 1.0000000 0.8999755 1.0000000
[8] 1.0000000 0.8309700 0.8725493 0.7382130 1.0000000 1.0000000 0.7171408
[15] 0.6988473 1.0000000 0.7729834 0.6104188 0.7442628
> |

```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Tabela 3, são apresentadas as eficiências das unidades em estudo considerando os modelos CRS e VRS. Verifica-se que utilizando o método CCR, tem-se aproximadamente 16% das DMUs com eficiência máxima (*score* 1): DMU07, DMU08 e DMU13. Já utilizando o método BCC, temos um percentual de eficiência superior (31,6%), dando destaque as DMU's

5, 7, 8, 12, 13 e 16. Este resultado é esperado uma vez que as unidades consideradas eficientes pelo modelo CRS será sempre considerado eficientes pelo VRS.

Tabela 3 – Eficiência pelos modelos VRS e CRS

DMU	CRS	RANK CRS	VRS	RANK VRS
U7	1,0000	1	1,0000	1
U8	1,0000	1	1,0000	1
U13	1,0000	1	1,0000	1
U12	0,8995	3	1,0000	1
U5	0,7791	7	1,0000	1
U16	0,7730	8	1,0000	1
U1	0,8679	4	0,9081	2
U6	0,8999	2	0,9000	3
U4	0,8087	6	0,8954	4
U10	0,7285	11	0,8726	5
U2	0,8423	5	0,8436	6
U9	0,7467	9	0,8310	7
U17	0,6996	14	0,7730	8
U20	0,6125	16	0,7443	9
U11	0,7381	10	0,7382	10
U14	0,7089	12	0,7171	11
U3	0,7064	13	0,7165	12
U15	0,6922	15	0,6989	13
U18	0,6050	17	0,6104	14

Fonte: Elaborado pelo autor.

Uma vez que considerar o retorno de escala constante seria inviável para a aplicação do estudo em questão, pois o aumento das quantidades de *inputs* não desencadeia o acréscimo das quantidades de *outputs* de forma proporcional. Por exemplo, o aumento de um colaborador na loja (*input headcount*) não irá aumentar obrigatoriamente a quantidade de *outputs*. Deste modo, foi escolhido o modelo BCC em detrimento ao modelo CCR para a análise.

Além disso, considerando a estratégia atual da empresa para a redução de despesas, principalmente no que se refere a colaborador de loja, foi julgado mais adequado a utilização do modelo BCC orientado para inputs, ou seja, avaliar o quanto se pode reduzir os insumos mantendo o nível atual de entrega das filiais. Embora de acordo com os estudos de Rajasekar (2014), os resultados dos modelos orientados para *inputs* e *outputs* não apresentam grandes diferenças, ou seja, o autor conclui que em ambas as orientações serão encontradas as mesmas unidades eficientes.

Tabela 4 – Eficiência Invertida

DMU	Eficiência Padrão	Eficiência Invertida	Eficiência Composta	Eficiência Composta Normalizada
U5	1,0000	0,9441	0,5280	1,0000
U12	1,0000	0,9669	0,5165	0,9784
U13	1,0000	0,9898	0,5051	0,9566
U7	1,0000	1,0000	0,5000	0,9470
U8	1,0000	1,0000	0,5000	0,9470
U16	1,0000	1,0000	0,5000	0,9470
U1	0,9081	0,9726	0,4677	0,8859
U4	0,8954	0,9702	0,4626	0,8762
U6	0,9000	0,9821	0,4589	0,8692
U10	0,8725	0,9648	0,4539	0,8597
U2	0,8436	1,0000	0,4218	0,7989
U9	0,8310	1,0000	0,4155	0,7869
U17	0,7730	0,9801	0,3964	0,7508
U20	0,7443	1,0000	0,3721	0,7048
U11	0,7382	1,0000	0,3691	0,6991
U14	0,7171	1,0000	0,3586	0,6791
U3	0,7165	1,0000	0,3583	0,6786
U15	0,6988	1,0000	0,3494	0,6618
U18	0,6104	1,0000	0,3052	0,5781

Fonte: Elaborado pelo autor.

Deste modo, para a aplicação dos demais passos da metodologia descritos na seção 1.4, como a aplicação da análise da fronteira invertida, foi utilizado apenas as eficiências encontradas por meio do modelo BCC orientado para *inputs*.

Em seguida, para validar as eficiências das unidades e o comportamento de todas as variáveis foi aplicado o método da fronteira invertida. A Tabela 4 acima mostra as eficiências da fronteira invertida, assim como a eficiência composta de cada DMU.

Com os resultados obtidos através da eficiência invertida, pôde-se identificar a existência de 3 DMUs classificadas como “falsas eficientes”, ou seja, apresentam eficiências máximas por meio do modelo de eficiência padrão, assim como quando invertido sua fronteira de eficiência, demonstrando que nem todas as variáveis destas unidades são eficientes.

Na Tabela 4 é apresentada a classificação pela eficiência composta normalizada calculada por meio da eficiência padrão e da eficiência invertida.

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

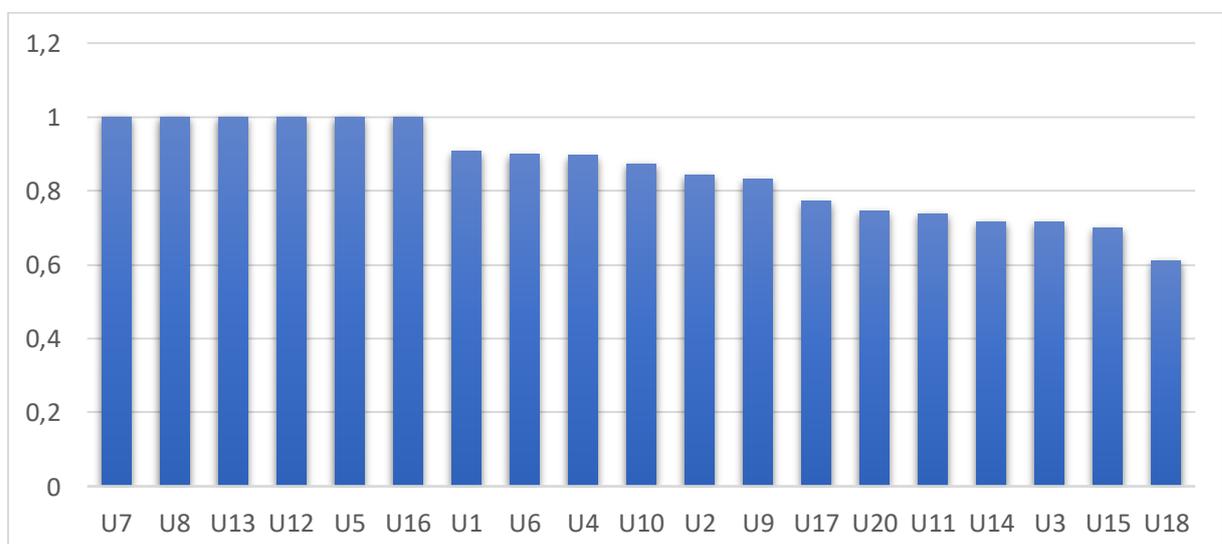
Neste capítulo é abordado os principais resultados obtidos através da aplicação do estudo de caso, assim como os impactos positivos do estudo na organização.

4.1. Resultados obtidos

A partir da análise BCC padrão, verificou-se que de janeiro a dezembro de 2017, período da análise, 6 filiais atingiram a eficiência máxima como mostra a Figura 5. Considerando estas seis unidades, observa-se duas realidades diferentes: por um lado, U8 e U13 sendo lojas de grande porte, onde nota-se um grau de produtividade por parte dos colaboradores elevado, uma vez que a operação de filial exige um dinamismo maior. Por outro lado, tem-se as unidades U5, U7, U12 e U16, sendo ambas lojas de porte menor, mas com um bom giro da mercadoria.

Verificando os *inputs* e *outputs* destas DMUs, nota-se que a filial U7 apresenta uma quantidade de peças físicas vendidas elevada quando comparado com a sua capacidade de exposição na área de vendas e o menor valor no insumo *headcount*, justificando o desempenho positivo. Já a filial U8 apresenta os maiores valores de *inputs* do estudo, maior número de *headcount* (212 colaboradores) e maior capacidade de exposição na área de vendas (aproximadamente 170 mil peças), e em relação aos *outputs* a unidade também apresenta os maiores resultados, com exceção da variável cliente oculto.

Figura 5 – Ranking de eficiência das DMU's pelo método VRS



Fonte: Elaborado pelo autor.

Outro ponto constatado é que as DMUs U5 e U16 apresentam a mesma quantidade de colaboradores, diferenciando-se apenas no *input* capacidade da área de venda. As DMUs U5, U12, U13, e U16 não apresentam destaques nas quantidades de *inputs* e *outputs*.

Em contrapartida, as lojas com baixo *score* de eficiência, DMUs U18 e U15, estão 40% e 20%, respectivamente, abaixo da média de desempenho das DMUs do estudo. Ambas DMUs consideradas ineficientes encontram-se no mesmo estado do país, sendo uma delas de safra nova, inaugurada em 2016, e a segunda com mais de 5 anos.

Tabela 5 – Eficiência dos outputs

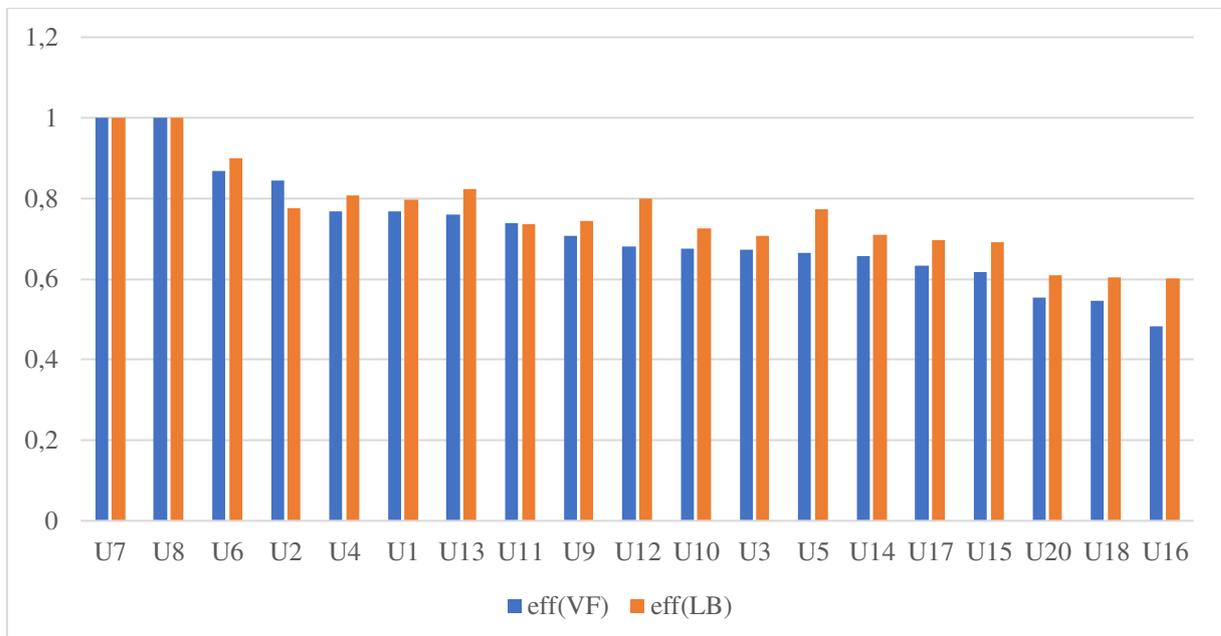
DMU	eff(VF)	Rank eff(VF)	eff(LB)	Rank eff(LB)	eff(CO)	Rank eff(CO)	eff(EV)	Rank eff(EV)
U1	0,7680	5	0,7978	6	0,2083	12	0,6701	2
U2	0,8436	3	0,7744	7	0,1304	17	0,1304	17
U3	0,6732	11	0,7061	13	0,1612	14	0,3145	9
U4	0,7681	4	0,8062	4	0,4184	7	0,1974	15
U5	0,6640	12	0,7726	8	1,0000	1	0,3488	5
U6	0,8677	2	0,9000	2	0,1364	16	0,2227	13
U7	1,0000	1	1,0000	1	1,0000	1	1,0000	1
U8	1,0000	1	1,0000	1	0,0708	18	1,0000	1
U9	0,7081	8	0,7443	9	0,4077	8	0,1923	16
U10	0,6753	10	0,7247	11	0,7067	3	0,3333	6
U11	0,7382	7	0,7364	10	0,1579	15	0,2079	14
U12	0,6804	9	0,7987	5	0,4852	5	0,6296	3
U13	0,7609	6	0,8242	3	0,1648	13	1,0000	1
U14	0,6575	13	0,7086	12	0,2632	11	0,2632	12
U15	0,6185	15	0,6920	15	0,3333	9	0,3333	7
U16	0,4813	18	0,6024	18	0,8746	2	0,4593	4
U17	0,6343	14	0,6974	14	0,4679	6	0,2679	11
U18	0,5447	17	0,6048	17	0,3125	10	0,3125	10
U20	0,5544	16	0,6088	16	0,6913	4	0,3261	8

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para analisar o baixo desempenho das duas DMUs citadas como ineficientes no modelo BCC, foi realizado o cálculo da eficiência para cada *output* separadamente no programa R, considerando os mesmos insumos, conforme apresentado na Tabela 5.

Na Figura 6, pode-se observar que, no quesito venda física e lucro bruto, tem-se as DMUs U18 e U15 com baixos desempenhos, embora não sejam os maiores desvios. Desse modo, pode-se concluir que as duas unidades estão com uma venda física e lucratividade inferior a expectativa da empresa e da média das DMUs do estudo de caso quando comparado com a sua quantidade de colaboradores e capacidade de área de venda, mas apresentam resultado mediano em relação as variáveis cliente oculto e E/V.

Figura 6 – Eficiência da venda física e lucro bruto



Fonte: Elaborado pelo autor.

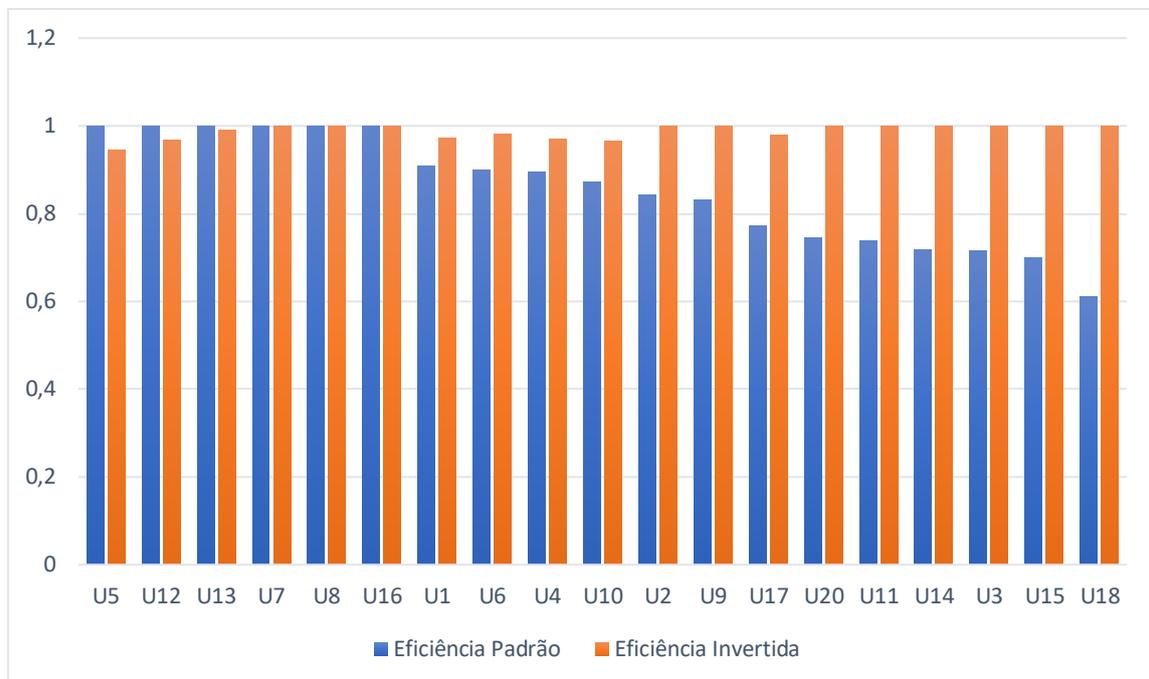
Outro ponto analisado por meio dos resultados obtidos na Tabela 5 foi o fato de todas as lojas de centro (U2, U4, U11 e U03) apresentarem baixo desempenho no indicador de estoque sobre venda no ano de 2017. Este fator é preocupante, uma vez que unidades com altos EVs tendem a ter uma idade de estoque mais elevada, ou seja, produtos mais obsoletos, dificultando a venda destes produtos.

Portanto, para o mercado do varejo de moda, no qual a busca do consumidor por novidades e novas tendências tem um aspecto muito dinâmico, ter uma idade de estoque baixa é fundamental para a rentabilidade da empresa, posto que nos produtos de baixo giro geralmente

são realizadas ações comerciais como, por exemplo, diminuição do preço da mercadoria que afeta, conseqüentemente, na margem de contribuição e no lucro da filial.

Por meio do estudo separado da eficiência de cada *output*, observou-se que algumas DMUs classificadas como benchmarking apresentavam ótimos desempenhos em algumas variáveis, mas em outras apresentavam desempenho bastante abaixo do esperado. Com o intuito de identificar as unidades “falsas eficientes”, foi aplicado a metodologia da inversão de fronteira. Na Figura 7, é apresentado o comparativo da eficiência padrão para a eficiência invertida.

Figura 7 – Comparação da eficiência padrão com a eficiência invertida

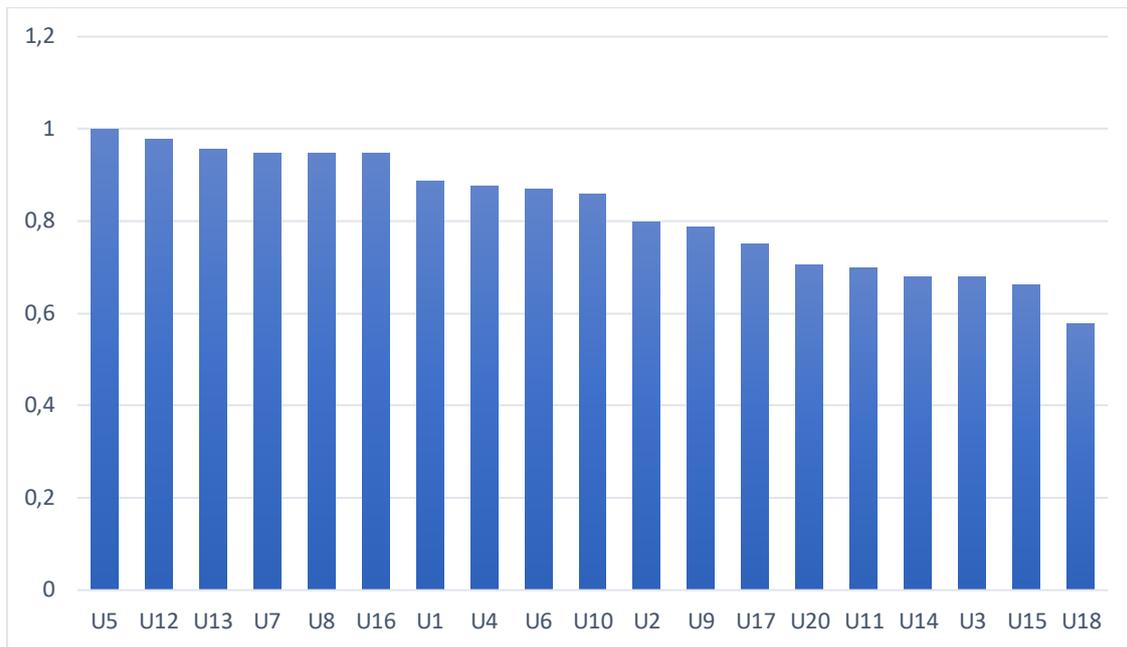


Fonte: Elaborada pelo autor.

Observa-se que as DMU's U7, U8 e U16, denominadas *benchmarking* na análise de eficiência padrão, na metodologia da eficiência invertida possuem *score* máximo, ou seja, são classificadas como ineficientes. Entre as demais unidades classificadas como eficientes no método padrão, tem-se a DMU U5 com o melhor posicionamento na análise invertida.

Já em relação as DMUs U15 e U18, principais desvios na eficiência padrão, continuam sendo avaliadas como ineficientes na metodologia da fronteira invertida, uma vez que também alcançam a pontuação máxima.

A Figura 8 é apresentado o *ranking* final com a eficiência composta normalizada, tendo a DMU 5 como a unidade *benchmarking* entre as 19 analisadas.

Figura 8 – *Ranking* da eficiência composta normalizada

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2. Impacto na organização estudada

A partir dos resultados apresentados e a experiência dos gestores da organização, foi realizado um trabalho de avaliação da eficiência de todas as lojas da empresa. Partindo da premissa que alterar a capacidade da área de vendas não seria viável, foi realizado principalmente alterações na meta de *headcount* de cada loja por meio da avaliação da produtividade em cada cargo separadamente.

Para isto, utilizou-se a metodologia do estudo de caso aplicada no capítulo três e foi selecionado e avaliado a unidade *benchmarking* para cada cargo da empresa.

Das 19 unidades do estudo, 8 apresentaram modificações nas quantidades de colaboradores, sendo estas alterações tanto para mais quanto para menos. Na Tabela 6 são apresentadas as alterações na meta total de colaboradores por loja realizada no início de 2018.

Ademais, foi realizada uma simulação da eficiência das lojas considerando o novo quadro de loja e tendo como premissa que as demais variáveis não sofreriam alterações. Conforme apresentado na Tabela 6, tem-se uma melhoria na eficiência média padrão das lojas comparado com ao estudo anterior (a média da primeira análise de 0,8552 aumenta para 0,8663). As eficiências mínimas concomitantemente também aumentam, diminuindo o desvio entre a unidade *benchmarking* para a unidade menos eficiente.

Tabela 6 – Simulação de eficiência para o quadro de loja revisado

DMU	Alteração no HC de loja	Eficiência padrão 2017	Simulação da eficiência padrão para 2018
U1	0	0,9081	0,9144
U2	0	0,8436	0,8465
U3	0	0,7165	0,7252
U4	0	0,8954	0,8950
U5	0	1,0000	1,0000
U6	0	0,9000	0,9027
U7	2	1,0000	1,0000
U8	-2	1,0000	1,0000
U9	0	0,8310	0,8310
U10	0	0,8725	0,8865
U11	0	0,7382	0,7475
U12	0	1,0000	1,0000
U13	0	1,0000	1,0000
U14	-1	0,7171	0,7550
U15	-1	0,6988	0,7516
U16	-2	1,0000	1,0000
U17	-1	0,7730	0,8017
U18	-1	0,6104	0,6589
U20	1	0,7443	0,7443

Fonte: Elaborada pelo autor.

Com os ajustes realizados, tem-se novamente a U18 com a menor eficiência, contudo a U15 apresenta melhoria na eficiência devido a redução do *headcount*, subindo de posição no *ranking* de eficiência. As DMU's na fronteira de eficiência permanecem as mesmas (U5, U7, U8, U12, U13 e U16).

5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Neste capítulo serão abordadas as conclusões e os principais resultados percebidos no estudo, assim como as sugestões de trabalhos futuros.

5.1. Conclusões

O presente trabalho teve por objetivo geral analisar a eficiência de 19 unidades tomadores de decisão de uma empresa do segmento do varejo de moda por meio da utilização da metodologia DEA. Para alcançar o objetivo, utilizou-se duas frentes de análise: por meio da aplicação do modelo BCC, no qual emprega o retorno de escalas variáveis, e pela utilização da fronteira invertida com a finalidade de excluir “falsas eficiências”.

Das 19 unidades analisadas pelo método BCC, concluiu que as unidades U5, U7, U8, U12, U13 e U16 são as mais eficientes da amostra e as DMUs U15 e U18 foram consideradas as menos eficientes. Contudo, quando ponderado as eficiências compostas, tem-se as unidades U7, U8 e U13 reduzindo o seu *score* máximo e o resto do cenário se repetindo.

Deste modo, o objetivo geral e os quatro objetivos específicos propostos no capítulo um (Introdução) foram alcançados no decorrer das etapas do presente trabalho.

O primeiro objetivo específico foi identificar *inputs* e *outputs* relevantes para a análise de eficiência de unidades de negócio do varejo de moda. Este objetivo foi atingido na quarta etapa do capítulo três, onde são listadas todas as variáveis importantes para a avaliação do negócio, para que, em seguida, fossem selecionadas apenas seis variáveis que mais influenciam a eficiência das unidades na empresa em estudo. Esta seleção foi realizada com o apoio dos gestores da organização.

O segundo objetivo específico do estudo foi modelar o problema utilizando o método de análise envoltória de dados no programa R e foi realizada no estudo de caso, na quinta etapa, no qual é efetuado a modelação do problema utilizando o modelo BCC orientado aos *inputs* e a análise invertida da fronteira.

O terceiro objetivo específico foi analisar o *ranking* de eficiência, relacionando os dados com o tamanho e as características das unidades do estudo. Este objetivo foi atingido no capítulo quatro (Análise dos resultados) no qual é feito a análise dos resultados obtidos, avaliando a relação entre as unidades *benchmarkings* do estudo, considerando o modelo BCC e análise de fronteira invertida.

Por fim, o quarto objetivo específico (determinar a unidade *benchmarking* do estudo realizado) foi atingida no capítulo quatro, no qual, após a aplicação do modelo BCC e modelo da fronteira invertida, foi identificado que a unidade U5 era a melhor avaliada entre as demais unidades do estudo.

Como fator limitante para a elaboração do presente trabalho temos a pequena quantidade de unidades analisadas para uma grande quantidade de dados considerados importantes no acompanhamento da eficiência dos processos de loja. Aplicando o conceito de Cunha (2004), que propõe que a quantidade de variáveis deve ser aproximadamente o triplo da soma da quantidade de *inputs* e *outputs*, foram selecionadas apenas 6 variáveis das 15 listadas inicialmente.

Em conclusão, por meio do presente trabalho foi possível apresentar para a empresa em estudo uma análise de uma das regionais da companhia composta de 21 unidades, no qual foi desconsiderada duas filiais por serem classificadas como *outlines*. Além disso, foi possível mensurar a eficiência das unidades através da utilização de um indicador único, resultado da correlação das seis variáveis selecionadas. O estudo também desencadeou rodadas de captura de *headcount* anuais, para a verificação da eficiência de todas as unidades da empresa, assim como ajustes nas variáveis necessárias.

5.2. Trabalhos futuros

Como recomendação para trabalhos futuros, sugere-se a realização da mesma análise comparando as unidades do mesmo cluster, divisão realizada na empresa com o objetivo de agrupar nas análises unidades de regiões geográficas próximas e que possuem faturamento semelhantes.

Ademais, recomenda-se a criação de uma plataforma que possa ser atualizada mensalmente para que os gestores das lojas recebam com frequência os resultados das eficiências das suas respectivas lojas, além de poder comparar com as demais unidades e visualizar os benchmarkings da organização.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, Maria Lúcia Pacheco de. Tipos de pesquisa. In: ALMEIDA, Maria Lúcia Pacheco de. **Como elaborar monografias**. 4. ed. rev. e atual. Belém: Cejup, 1996. Cap. 4, p. 101-110.
- ALMEIDA, M.R.; MARIANO, E.B.; REBELATTO, D.A.N. **Análise por Envoltória de Dados - Evolução e Possibilidades de Aplicação**. In: Simpósio de Administração de Produção, Logística e Operações, 9, 2006a. Anais... São Paulo: SIMPOI, 2006.
- ARAÚJO, P. H. S. L. **Elaboração de rankings por meio do uso de análises estruturadas: Uma aplicação do setor de seguros privados**. Escola de Engenharia da Universidade São Carlos, São Carlos, São Paulo, 2008. Dissertação de Mestrado.
- BANDIN, N. T. **Avaliação de produtividade de supermercados em seu benchmarking**. Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1995. Dissertação de Mestrado.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. **Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis**. Management Science, Providence, Institute of Management Sciences, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.
- BELLONI, I. **Uma Metodologia de Avaliação da Eficiência Produtiva de Universidades Federais Brasileiras**. Tese de Doutorado, UFSC, 2000
- BRAGA, R. **Fundamentos e técnicas de administração financeira**. São Paulo: Atlas, 1989.
- 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, 2004. Dissertação - (Mestrado), Universidade Federal do Paraná
- CASAS, A. L. L.; GARCIA, M. T. **Estratégias de Marketing para o Varejo**. [S.l.: s.n.], 2007.
- CHARNES A.; COOPER W.W.; RHODES E.; **Measuring the efficiency of decision making units**. European Journal of Operational Research, n.2,1978.
- CHIAVENATO, Idalberto. **Recursos humanos na Empresa: pessoas, organizações e sistemas**. 3.ed. São Paulo: Atlas, 1994. p. 67-76.
- COOPER, W. W.; SEIFOLD, L. M.; TONE, K. **Data envelopment analysis: A comprehensive text with models, applications, references and dea-solver software**. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- CUNHA, B. T.; MELO, J. C. B. S.; MEZA, L. A. **Implementação computacional de seleção de variáveis em dea: um estudo de caso em avaliação educacional**. O texto acompanha os arquivos de download do programa SIAD. 2004.

DIAS, M. A. P. **Administração de materiais: uma abordagem logística**. São Paulo: Atlas, 1986.

ESTELLITA LINS, M.P.; MOREIRA, M.C.B. **Implementação com seleção de variáveis em modelos DEA**. In: Estellita Lins, M.P.; Angulo Meza, L. (ed.) *Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente do apoio à decisão*, p. 37-52, 2000.

ETANI, T. **Dual models of interval dea and its extentions to interval data**. *European Journal of Operational Research*, v. 136, p. 32–45, 2002.

FARREL, M.J.. **The measurement of productive efficiency**. *Journal of Royal Statistical Society*, A 120, 1957.

FERREIRA, C. M. de C.; GOMES, A. P. **Introdução à análise envoltória de dados: teoria, modelos e aplicações**. Viçosa – MG: Editora UFV, 2009.

FIGUEIREDO, Denise Santos de; MELO, João Carlos Correia Baptista Soares. **Avaliação de eficiência de lojas do varejo supermercadista**. Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha. Rio de Janeiro. 2004.

FISHER, Irving. **The nature of capital and income**. New York: Macmillan, 1906, p. 52.

FONSECA, J. J. S. **Metodologia da pesquisa científica**. Fortaleza: UEC, 2002. Apostila.

FREITAS, H.; JANISSEK-MUNIZ, R. **Uma proposta de plataforma para Inteligência Estratégica**. In: Congresso Ibero-Americano de Gestão do Conhecimento e Inteligência Competitiva, I GeCIC, 2006, Curitiba/PR. Anais. Curitiba/PR, ABRAIC, 2006 (CDROM).

GEROLAMO, M.C.; ESPOSTO, K.F. & CARPINETTI, L.C.R. (2002b) - **Modelo para Identificação de Ações de Melhoria de Desempenho Alinhadas à Estratégia**. In: ENEGEP 2002 - XXII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 2002, PUC-PR. Curitiba, PR.

Gomes, E.G.; Soares de Mello, J.C.C.B.; Serapião, B.P.; Estellita-Lins, M.P. & Biondi, L.N. (2001c). **Avaliação de eficiência de companhias aéreas brasileiras: uma abordagem por Análise de Envoltória de Dados**. IN: SETTI, J.R.A.; 2001.

GOMES, E.G.; SOARES DE MELO, J.C.; ESTELLITA, L.M.P. **Redistribuição de inputs e outputs em modelos de análise envoltória de dados com ganhos de soma zero**. *Pesquisa Operacional*, v. 24, n. 2, 2004.

INHESTA, Alessandra de Vito. **Eficiência na Conversão de Faturamento em Benefícios Sociais para a Base da Pirâmide: uma Análise em Empresas Varejistas Brasileiras de Capital Aberto**. Bauru, 2017. Dissertação (Graduação): Universidade Estadual Paulista.

INHESTA, A.V.; MARIANO, E.B. **Aplicações da análise envoltória de dados no setor varejista: uma revisão da Literatura de 1995-2015**. Bauru, 2015.

J.ARBACHE, **Produtividade no Setor de Serviços, in "Produtividade no Brasil Desempenho e Determinantes"**, Vol. II, no prelo, Brasília: IPEA, 2015.

J.ARBACHE E R.MOREIRA, "**How Can Services Improve Productivity? The case of Brazil**", mimeo, Universidade de Brasília, May, 2015.

KAPLAN, Robert S.; NORTON, David P. **A estratégia em ação: balanced scorecard**. Tradução: Luiz Euclides Trindade Frazão Filho. 5. ed. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

KOTLER, P. **Administração de Marketing: Análise, planejamento, implementação e controle**. 5 ed. São Paulo: Atlas, 1998.

KOTLER, Philip; KELLER, Kevin L. **Administração de marketing**. 12. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2006.

LAKATOS, Eva Maria; MARCONI, Marina de Andrade. Pesquisa. In: LAKATOS, Eva Maria; MARCONI, Marina de Andrade. **Técnica de pesquisa**. 3. ed. rev. e ampl. São Paulo: Atlas, 1996. p. 15-123.

LETA, F. R.; SOARES de MELLO, J.C.C.B.; GOMES, E.G.; ÂNGULO MEZA, L. **Métodos de melhora de ordenação em DEA aplicados à avaliação estática de tornos mecânicos**. Investigação Operacional, Lisboa, v. 25, n. 2, p. 229-242, 2005.

LINS, M. P. E.; MEZA, L. Â. **Análise Envoltória de Dados e Perspectivas de Integração no Ambiente de Apoio à Decisão**. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, 2000.

MACEDO, Marcelo A.S.; BARBOSA, Ana C. T. A. M. **Eficiência no sistema bancário brasileiro: uma análise do desempenho de bancos de varejo, atacado, middle-market e financiamento utilizando DEA**. RIC – Revista de informação Contábil, v. 3, n 3, p 1-24, jul/set 2009.

MACEDO, Marcelo A. S.; CASA NOVA, Silvia P. C.; ALMEIDA, Katia de. **Mapeamento e Análise Bibliométrica da Utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) em Estudos das Áreas de Contabilidade e Administração**. Revista Contabilidade, Gestão e Governança, Brasília, v. 12, n 3 , p 87-101, set/dez. 2009.

MACHADO, Márcia Machado; MACHADO, Márcio André; HOLANDA, Fernanda Marques. **Indicadores de Desempenho Utilizados pelo Setor Hoteleiro da Cidade de João Pessoa/PB: um estudo sob a ótica do Balanced Scorecard**. Turismo – Visão e Ação, v. 9, n. 3, p. 393-406, set./dez. 2007.

MARCONI, Marina de Andrade e LAKATOS, Eva Maria. **Técnicas de pesquisa**. 4. ed. S. Paulo: Atlas, 1999

MARIANO, Enzo B.; **Conceitos básicos de análise de eficiência produtiva**. In SIMPEP – SIMPOSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 14., Bauru, 2007. Bauru, UNESP, 2007.

MARIANO, E. B. **Crescimento econômico e desenvolvimento humano: uma análise mundial da eficiência social de Estados-nação**. São Carlos, 2012. Tese (doutorado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

MARTINS, PG.; LAUGENI, F.P.; (2005). **Administração da produção**. São Paulo: Saraiva, 2005.

MEGGINSON, Leon C; MOSLEY, Donald C; PIETRI JUNIOR, Paul H.; SLACK, Nigel; CHAMBERS, Stuart; HARLAND, Cristine; HARRISON, Alan; JHONSTON, Robert. **Administração: conceitos e aplicações**. 4.ed. São Paulo: Harbra,1998, p.11-12.

MELLO J.C.C.B.S.; MEZA, L.A.; GOMES, E.G.; NETO, L.B. **Curso de análise de Envoltória de Dados**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, 37, 2005, Gramado, RS. Anais...Gramado RS: SBPO, 2005.

MIRANDA, Marcelo Gonçalves. **Análise da eficiência de unidades de negócio do varejo utilizando DEA (Data Envelopment Analysis)**. Fortaleza.2015

MOURA, A. L.; RUBEM, A. P. dos S.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B. **Avaliação de empresas aéreas com modelo de análise envoltória de dados clusterizado pela escala de operação**. Journal of Transport Literature, v. 10, n. 1, p. 20-24, 2016.

PAIVA, Francisco Canindé de. **Eficiência produtiva de programas de ensino de pós-graduação em engenharias: uma aplicação do método Análise Envoltória de Dados – DEA**. 2000. Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis: UFSC.

PARENTE, Juracy. **Varejo no Brasil, gestão e estratégia**. São Paulo: Editora Atlas SA, 2000.

PERICO, Ana Elisa; REBELATTO, Daisy Aparecida do Nascimento and SANTANA, Naja Brandão. **Eficiência bancária: os maiores bancos são os mais eficientes? Uma análise por envoltória de dados**. Gest. Prod. [online]. 2008, vol.15, n.2, pp.421-431. ISSN 0104-530X.

RAJASEKAR, T.; DEO, Malabika. **Is there any efficiency difference between input and output oriented DEA Models: An approach to major ports in India**. Journal of Business and Economic Policy, v. 1, n. 2, p. 18-28, 2014.

SILVA, Airton Marques da. **Metodologia da Pesquisa**. 2 ed. Fortaleza, 2015.

SLACK Nigel, CHAMBERS Stuart, HARLAND Christine, HARRISON Alan, JOHNSTON Robert. **Administração da produção**. São Paulo: Atlas, 1999.

SOARES MELLO J.C.C.B; GOMES E.G.; BIONDI NETO L.; LINS M.P.E. **Suavização da fronteira DEA: o caso BCC tridimensional**. In: ASSOCIAÇÃO PORTUGUESA DE DENTEINVESTIGAÇÃO OPERACIONAL, 2004.

SOUSA JUNIOR, J. N. C.; NOBRE JÚNIOR, E. F.; PRATA, B. A.; MELLO, J. C. C. B. S. **Performance evaluation of ports using data envelopment analysis: a case study on the ports of Northeast region of Brazil**. Journal of Transport Literature, v. 7, p. 75-106, 2013.

SOUZA T.C.P.; WIHELM E.V.; **Uma introdução aos modelos DEA de eficiência técnica**, Tuiuti: Ciência e Cultura, n. 42, p. 121-139, Curitiba, 2009.

SPENDOLINI, Michael J. **Benchmarking**. São Paulo: Makroon Books, 1993.

VIANNA, Ilca Oliveira. **Metodologia do Trabalho Científico: um enfoque didático da produção científica**. São Paulo: EPU, 2001.

YAMADA, Y. **New analysis of efficiency based in a**. *Journal of Operations Research Society of Japan*, v. 37, p. 158–67, 1994.

YIN, Robert K. **Estudo de caso – planejamento e métodos**. (2Ed.). Porto Alegre: Bookman. 2001.

WATSON, Gregory H. **Benchmarking Estratégico**. São Paulo: Makron Books, 1994.

WALLECK, A., O'Halloran, J. D., and C. A. Leader. 1991. Benchmarking As A World-Class Performance. *The McKinsey Quarterly*.