

PATRICIA MIYUKI TAMURA

**Combinação da Análise por Envoltória de Dados Multiobjetivo com a Eficácia Global
dos Equipamentos: Um estudo em uma empresa do segmento automobilístico**

Guaratinguetá
2016

PATRICIA MIYUKI TAMURA

Combinação da Análise Envoltória de Dados Multiobjetivo com a Eficácia Global dos Equipamentos: Um estudo em uma empresa do segmento automobilístico

Trabalho de Graduação apresentado ao Conselho de Curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica da Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, como parte dos requisitos para obtenção do diploma de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica.

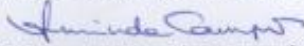
Orientador: Prof Dr. Aneirson Francisco da Silva

T159c	Tamura, Patricia Combinação da análise por envoltória de dados multiobjetivo com a eficácia global dos equipamentos: um estudo em uma empresa do segmento automobilístico / Patricia Tamura– Guaratinguetá, 2016. 54 f : il. Bibliografia: f. 51-54 Trabalho de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2016. Orientador: Prof. Dr. Aneirson Francisco da Silva 1. Administração da produção 2. Eficiência industrial 3. Processo decisório por critério múltiplo. I. Título CDU 658.5
-------	--

PATRICIA MIYUKI TAMURA

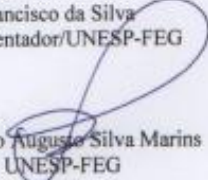
ESTE TRABALHO DE GRADUAÇÃO FOI JULGADO ADEQUADO COMO
PARTE DO REQUISITO PARA A OBTENÇÃO DO DIPLOMA DE
"GRADUADO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA"

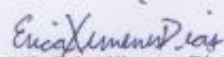
APROVADO EM SUA FORMA FINAL PELO CONSELHO DE CURSO DE
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA


Prof. Dr^a. Armanda Eugenia Marques Campos
Coordenador

BANCA EXAMINADORA:


Prof. Dr. Aneirson Francisco da Silva
Orientador/UNESP-FEG


Prof. Dr. Fernando Augusto Silva Marins
UNESP-FEG


Prof^a. MSc Erica Ximenes Dias
UNESP-FEG

Dezembro de 2016

DADOS CURRICULARES

Patricia Miyuki Tamura

NASCIMENTO	24.08.1992 – SANTO ANDRÉ / SP
FILIAÇÃO	Mario Kenji Tamura Elza Shizuko Mizuno Tamura
2012/2016	Curso de Graduação Engenharia de Produção Mecânica - Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Campus de Guaratinguetá

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho especialmente aos meus pais, que se dedicaram e se esforçaram para me proporcionar uma educação de qualidade.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço à *Deus* pelo dom da vida, que com saúde, determinação e empenho pude concluir este curso de Graduação.

Agradeço também aos meus pais, *Mario* e *Elza*, por sempre estarem presentes, me apoiando e dando forças para nunca desistir. Aos meus irmãos, *Rafael* e *Renato*, companheiros de caminhada e melhores amigos. Agradeço ao meu namorado, *Derik*, por toda ajuda e por sempre acreditar em mim.

Agradeço ao meu orientador, *Prof. Dr. Aneirson*, por todo conhecimento transmitido, auxiliando no desenvolvimento deste trabalho. À todos os professores, com quem pude aprender muito e cuja contribuição foi essencial para a minha formação. À todos os funcionários que auxiliam no aprendizado e organização desta Universidade.

Agradeço especialmente à minha segunda família, *República Super Rep*, com quem sempre pude contar em todos estes anos, onde criei laços de amizade que me ajudaram a concretizar esse sonho de me tornar engenheira. Obrigada meninas por todo o apoio e carinho! Às minhas amigas, *Giovana*, *Julia* e *Thayane*, amigas de jornada e companheiras para todas as horas.

“Não tentes ser bem sucedido, tentes
antes ser um homem de valor”

Albert Einstein

TAMURA, P. M. **Combinação da Análise por Envoltória de Dados com a Eficácia Global dos Equipamentos na avaliação da eficiência de máquinas industriais**. 2016. 50 f. Trabalho Final de Graduação (Graduação em Engenharia de Produção Mecânica) - Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2016.

RESUMO

O mundo competitivo vem exigindo que as empresas de manufatura forneçam produtos com qualidade, rapidez, flexibilidade, confiabilidade e menor custo. Em busca de sobrevivência as empresas buscam, por meio das várias ferramentas do Lean, conhecer as necessidades do mercado e enfrentar esses desafios. Dessa forma, este trabalho tem como principal objetivo combinar os resultados do indicador *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) de uma indústria na área automobilística com os resultados atingidos pelos modelos DEA (*Data Envelopment Analysis*) clássico e o modelo BiO-MCDEA (Bi-Objective *Multiple Criteria DEA*), recentemente divulgado na literatura, ambos com retorno constante de escala e orientados ao *input*. Buscou-se, assim, identificar uma ferramenta de uso diário nas máquinas investigadas, servindo de auxílio no processo de tomada de decisão. O método de pesquisa utilizado foi a modelagem e simulação e foi construído um referencial teórico que fornecesse um suporte para uma abordagem quantitativa. Os resultados gerais do trabalho indicam uma forte contribuição da combinação do OEE com o modelo BiO-MCDEA ao identificar as DMU's mais críticas e as metas para alcance da eficiência. Entretanto, vale ressaltar que o caminho até um melhor desempenho das máquinas exige investimento de recursos e atendimento às metas desafiadoras, que podem ser estabelecidas pelos decisores.

PALAVRAS-CHAVE: Eficiência Global. OEE. DEA. MCDEA. BiO-MCDEA. Sistema Toyota de Produção.

TAMURA, P. M. **Combining Multiple Criteria Data Envelopment Analysis with the Overall Equipment Effectiveness in assessing the efficiency of industrial machinery**. 2016. 50 f. Final Monograph (Undergraduate Course in Mechanical Production Engineering) - Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, UNESP, Guaratinguetá, 2016.

ABSTRACT

The competitive world has been demanding that the manufacturing companies provide products with quality, speed, flexibility, reliability and lower cost. In order to survive the companies seek, through various Lean tools, to discover the needs of the market and rise to these challenges. Thus, this study aims to combine the results of the Overall Equipment Effectiveness (OEE) indicator of an industry in the automotive field with the results achieved by classic DEA (Data Envelopment Analysis) model and BiO-MCDEA (Bi-Objective Multiple Criteria DEA) model, recently published in the literature, both utilizing the constant scale return and oriented to inputs. Thus, this work sought to identify a tool of daily use in the investigated machines, being helpful in the decision-making process. The method used was the modeling and simulation of the data and a theoretical framework was built to provide support for the quantitative development. The overall results obtained indicate a good results from the combination of the OEE with the BiO-MCDEA model, identifying the most critical DMUs and the targets for achieving efficiency. However, it's important to emphasize that the path to high performance levels require investment of resources and reaching challenging goals that should be established by decision makers

KEYWORDS: *Overall Equipment Effectiveness*. OEE. DEA. MCDEA. BiO-MCDEA. Toyota Production System.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Classificação da Pesquisa	19
Figura 2 - Fluxograma de Atividades	20
Figura 3 - Publicações e Citações sobre OEE	21
Figura 4 - Casa do Sistema Toyota de Produção	26
Figura 5 - Princípios do Lean	29
Figura 6 - Seis grandes perdas e OEE	31

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Apresentação de Artigos, Publicações em Congressos e Revisões em Periódicos ..	22
Tabela 2 - Base de dados	41
Tabela 3 – Resultados	42
Tabela 4 - Valores de OEE	43
Tabela 5 - Valores de IEGM.....	44
Tabela 6 - <i>Ranking</i> de eficiência das máquinas.....	45
Tabela 7 - Valores dos pesos das variáveis de decisão.....	46
Tabela 8 – Alvos para tornar as DMUs eficientes.....	47

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - 14 Princípios do TPS.....	25
Quadro 2 – Classificação das Seis Grandes Perdas	31

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BiO-MCDEA	<i>Bi-Objective Multiple Criteria Data Envelopment Analysis</i>
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DMU	<i>Decison Making Units</i>
JIT	<i>Just-in-Time</i>
MCDEA	<i>Multiple Criteria Data Envelopment Analysis</i>
OEE	<i>Overall Equipment Effectiveness</i>
TPS	Sistema Toyota de Produção

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	17
1.2	DELIMITAÇÃO E QUESTÃO DA PESQUISA	18
1.3	OBJETIVOS	18
1.4	MATERIAIS E MÉTODOS	18
1.5	JUSTIFICATIVA	20
1.6	ESTRUTURA DO TRABALHO	23
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	24
2.1	SISTEMA TOYOTA DE PRODUÇÃO	24
2.1.1	Origem do TPS.....	24
2.1.2	Bases do TPS	24
2.2	PRODUÇÃO ENXUTA.....	27
2.2.1	Definições Gerais	27
2.2.2	Implantação, princípios e indicadores	28
2.3	EFICÁCIA GLOBAL DO EQUIPAMENTO (OEE)	30
2.3.1	Definições Gerais	30
2.4	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS	32
2.5	ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE DADOS MULTIPLE-CRITERIA (MCDEA) ..	36
2.6	BIO-MCDEA.....	37
3	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA E MODELAGEM	39
3.1	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA	39
3.2	DESENVOLVIMENTO QUANTITATIVO.....	40
4	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS	49
4.1	VERIFICAÇÃO DOS OBJETIVOS E CONCLUSÕES	49

4.2	RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS	49
	REFERÊNCIAS.....	51

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O mercado atual tem exigido cada vez mais que as empresas de manufatura disponibilizem seus produtos com qualidade, rapidez, flexibilidade, confiabilidade e menor custo (BUSSO; MIYAKE, 2012). Segundo Busso e Miyake (2012), empresas de produção em massa precisam buscar elevada eficiência na utilização de equipamentos e recursos humanos bem como no consumo de insumos materiais.

Condições de mudanças econômicas têm desafiado muitas companhias a reduzir custos, qualidade e capacidade de resposta para enfrentar a feroz concorrência (LIU, 2008). Modelos matemáticos tem sido desenvolvidos para quantificar as medidas de performance assim como a qualidade e flexibilidade, a fim de justificar investimentos em sistemas avançados de produção (LIU, 2008).

A adoção de metodologias voltadas à gestão da eficiência de projetos é ferramenta indispensável para a competitividade da organização, motivação dos colaboradores, melhoria dos processos de gestão e redução de tempo de entrega de produtos (GONÇALVES *et al.*, 2013).

Esses desafios forçam as empresas a implementar várias ferramentas de Lean para conhecer as necessidades da demanda do mercado em constantes mudanças (ESWARAMURTHI; MOHANRAM, 2013).

De acordo com Ferko e Znidarsic (2007), para gerenciar o desempenho de fabricação (operacional), podem ser utilizados diferentes abordagens. Um dos principais métodos para enfrentar esses desafios é a Manutenção Produtiva Total (TPM) (ESWARAMURTHI; MOHANRAM, 2013). Eficácia Global do Equipamento (OEE), derivado da Manutenção Produtiva Total (TPM), é considerado como o mais amplo conjunto de métricas de desempenho para analisar a eficiência de uma única máquina de fabricação ou de um sistema integrado (FERKO, ZNIDARSIC, 2007). OEE é um conjunto muito simples de métricas que indica o estado atual de um processo de fabricação e também uma ferramenta complexa que permite que os gerentes entendam o efeito para os vários eventos no processo de fabricação (FERKO, ZNIDARSIC, 2007).

Entretanto, recentemente, o uso da Análise por Envolvência de Dados (DEA) tem sido recomendado como uma ferramenta alternativa discreta multicriterial para avaliação das tecnologias de fabricação (LIU, 2008), consolidada para avaliação de performance e tomada de decisão (DOTOLI *et al.*, 2015). Ela pode avaliar as eficiências relativas de homogêneas

Unidades de Tomada de Decisão (DMUs), sem conhecimento das funções de produção, apenas utilizando dados de entrada e saída (ZHOU *et al.*, 2012). De acordo com Banker *et al* (1989), a Regra de Ouro determina a quantidade mínima de DMU's necessárias para que não haja problemas no poder de discriminação dos modelos DEA. Entretanto, este trabalho busca verificar se, mesmo atendendo à Regra de Ouro em uma quantidade muito próxima à mínima necessária de DMU's, o modelo multiobjetivo possui poder de discriminação maior do que o modelo clássico, além de verificar as vantagens de sua combinação com o indicador OEE.

1.2 DELIMITAÇÃO E QUESTÃO DA PESQUISA

Os dados deste trabalho foram extraídos de uma empresa do ramo automobilístico, localizada no Vale do Paraíba, considerando um período de 10 meses. A empresa em estudo foi escolhida com base nos critérios de localidade, por ser de acesso facilitado, e exequibilidade, por já possuir um método de coleta de dados para obtenção dos valores do indicador OEE.

Questões da Pesquisa:

- Como combinar um modelo DEA multiobjetivo com o OEE?
- Há vantagens na combinação do modelo DEA multiobjetivo com o OEE?
- Como estimar metas para tornar as DMUs ineficientes em eficientes?

1.3 OBJETIVOS

Objetivo geral: Combinar um modelo DEA multiobjetivo com o OEE.

Os objetivos específicos são:

- Aplicar o modelo BiO-MCDEA na avaliação da eficiência de prensarias pesadas.
- Comparar os resultados de eficiência de cada Unidade de Produção, obtidos individualmente pelo OEE e pela MCDEA.
- Estabelecer um *ranking* de eficiência das máquinas.
- Propor metas para tornar as DMU's ineficientes em eficientes.

1.4 MATERIAIS E MÉTODOS

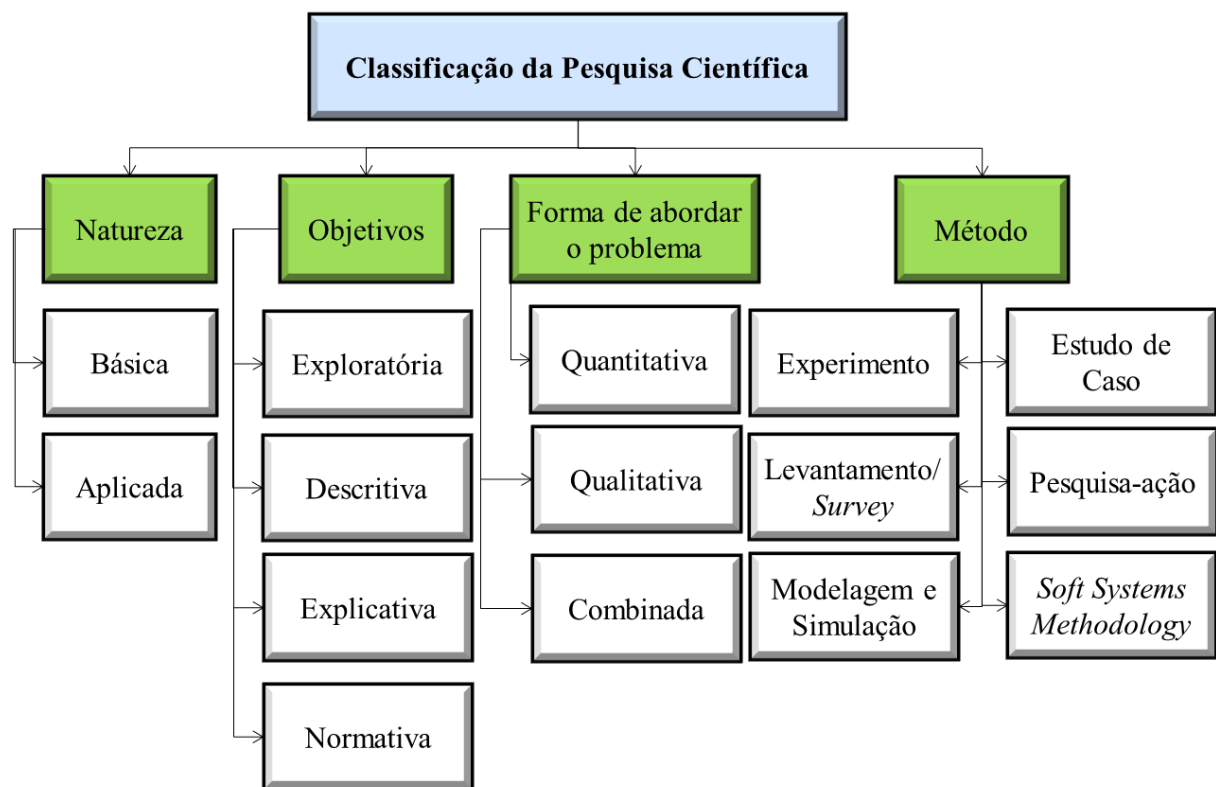
A realização deste trabalho se deu por meio de uma pesquisa quantitativa acompanhada de modelagem e simulação, conforme ilustrado na Figura 1. O desenvolvimento quantitativo foi realizado por meio de uma coleta de dados dos valores de *inputs* e *outputs* da máquina de prensa

e posterior modelagem feita com base em programação em VBA excel, utilizando o algoritmo Simplex..

Os instrumentos de coleta de informações utilizados foram registros preenchidos em campo e a tratativa de dados ocorreu utilizando-se o software Microsoft Excel.

De acordo com Bertrand e Fransoo (2002), este trabalho pode ser classificado como sendo uma pesquisa aplicada, com objetivos empíricos normativos, pois o modelo desenvolvido descreve as relações causais que podem existir na realidade, favorecendo a compreensão de processos reais. A forma de abordar o problema é quantitativa, sendo o método de pesquisa a modelagem e simulação. A visão geral da classificação da pesquisa é ilustrada pela Figura 1.

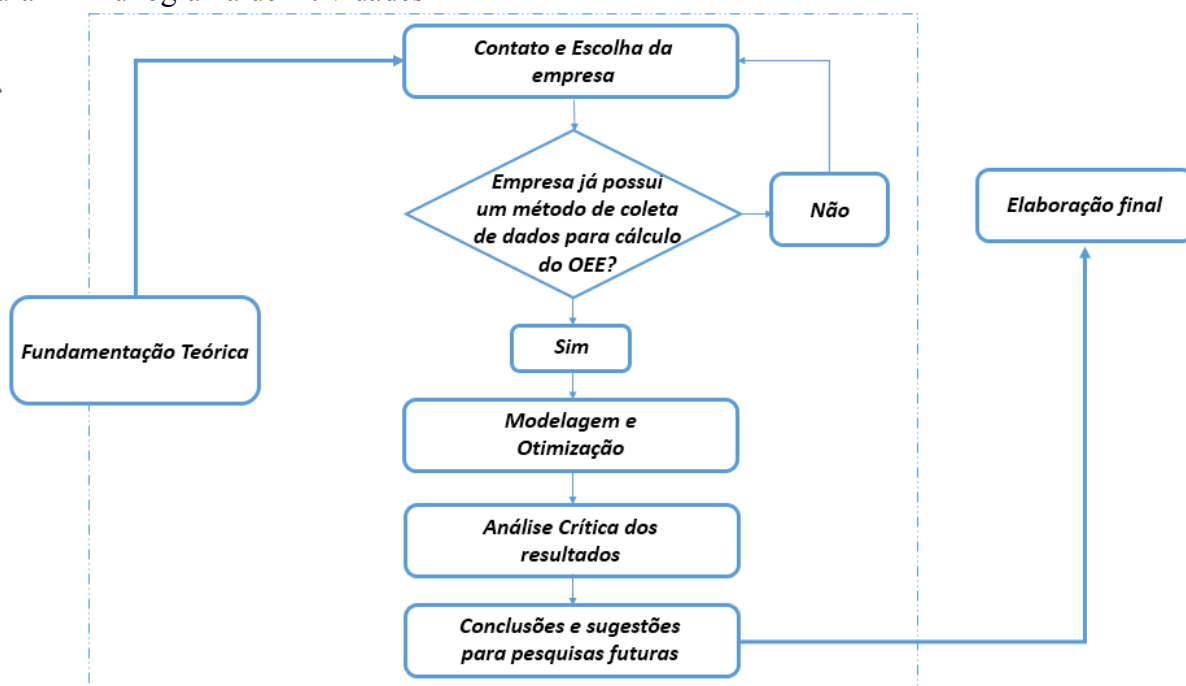
Figura 1 - Classificação da Pesquisa



Fonte: Adaptado de Bertrand e Fransoo (2002)

A Figura 2 ilustra as etapas do trabalho a serem desenvolvidas, incluindo a escolha da empresa, fundamentação teórica, coleta de dados, análise crítica e conclusões.

Figura 2 - Fluxograma de Atividades



Fonte: O autor (2016)

1.5 JUSTIFICATIVA

As publicações e citações que abordam a ferramenta OEE têm crescido ao longo dos anos, indicando essa mesma tendência para o ano de 2016, como mostra a Figura 3. Vale ressaltar que, enquanto no ano de 2014 houve cerca de 70 publicações, o ano de 2015 foi representado por quase dez vezes mais em citações sobre o tema, evidenciando a importância deste assunto na atualidade.

Figura 3 - Publicações e Citações sobre OEE



Fonte: Web of Science (2016)

Tabela 1- Apresentação de Artigos, Publicações em Congressos e Revisões em Periódicos

Combinação de palavras - chave	Journal	Ocorrência	Anos	Avaliação Qualis
OEE	International Journal of Production Research	17	2016-2012	A2
	Procedia Engineering	12		B2
	International Journal of Lean Six Sigma	4		-
	International Journal of Productivity and Performance Management	5		B2
	American Journal of Applied Sciences	4		-
Lean + Pull Production	Journal of Manufacturing Technology Management	24	2016-2012	B2
	Journal of Business Logistics	7		-
	Journal of Applied Sciences	7		-
	International Journal of Advanced Manufacturing Technology	5		B2
	Production Planning and Control	4		-
Lean + Indicators	Business Process Management Journal	30	2016-2012	B2
	International Journal of Production Research	34		A2
	International Production of Operations and Production Management	22		-
	International Journal of Productivity and Performance Management	8		B2
	Journal of Cleaner Production	7		A1
	Procedia CIRP	5		C
	Work	5		B2
DEA	Production Engineering	4	2016-2012	B2
	International Journal of Production Economics	33		C
	Expert Systems with Applications	42		A2
	International Journal of Production Research	13		A2
	International Journal of Applied Decision Sciences	13		-
	International Journal of Industrial and Systems Engineering	13		-
	Applied Mathematical Modelling	12		A2
	Mathematical and Computer Modelling	12		-
	International Journal of Advanced Manufacturing Technology	11		B2
	International Journal of Computer Integrated Manufacturing	10		B1
	European Journal of Operational Research	9		A1
	International Journal of Fuzzy System Applications	7		-
	International Journal of Computers, Communications and Control	7		-
	Computers and Industrial Engineering	5		-
	Journal of Systems Engineering and Electronics	5		-
DEA + OEE	Chinese Journal of Chemical Engineering	3	2016-2012	-
	Energy Efficiency	1		B1
	Energy Policy	1		A2
	Journal of Quality	1		B2

Fonte: Scopus (2016)

Já a Tabela 1 mostra uma outra realidade a ser considerada. Nos últimos cinco anos houve uma quantidade representativa de Artigos, Publicações em Congressos e Revisões, relacionados à Ciências Exatas, tratando de temas como OEE, Lean e seus indicadores, Produção Puxada e DEA. Esses trabalhos foram difundidos em periódicos importantes, que apresentem Avaliação Qualis variando de A1 a B2, em sua maioria.

Porém, quando se investiga a palavra-chave DEA combinada com OEE, o número de periódicos e publicações diminuem consideravelmente em comparativo com outras associações. A pequena quantidade de publicações cujo estudo consiste na correlação entre a Análise por Envoltória de Dados e a Eficiência Global dos Equipamentos revela uma área interessante a ser estudada, ao unir temas que, como pôde ser visto, são individualmente significativos na atualidade, mas que poucos estudos buscam uma combinação entre DEA e OEE.

Verifica-se dessa forma que existe um *gap* de oportunidades no estudo de DEA com OEE, fazendo surgir a questão de pesquisa evidenciada no item 1.2.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho se divide em mais três capítulos. O segundo capítulo contém a fundamentação teórica envolvendo o Sistema Toyota de Produção, contextualização das ferramentas Lean, OEE e DEA. O Capítulo 3 apresenta a descrição e modelagem do problema, e também a análise dos resultados. Por fim, seguem, no Capítulo 4, as conclusões e recomendações de trabalhos futuros, seguidas das referências bibliográficas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 SISTEMA TOYOTA DE PRODUÇÃO

2.1.1 Origem do TPS

O Sistema Toyota de Produção (TPS) tem sido estudado amplamente na literatura e nas salas de aula pela sua eficiência e eficácia, sendo praticado extensivamente nas indústrias de manufatura (MATSUO, 2015).

Os princípios do TPS nasceram a partir de uma das empresas líderes na fabricação de automóveis no Japão, durante a Segunda Guerra Mundial (SEREMBUS, MELOY, POSMONTIER, 2012). Sr. Taiichi Ohno, jovem engenheiro da Toyota, forneceu a base para o foco nas técnicas da filosofia lean, incluindo capacitação de trabalho, melhorias na produtividade e eliminação de estoques desnecessários (TAYYAB; SARKAR, 2016). O modelo orienta processos com base no respeito a pessoas, trabalho em equipe, confiança mútua, compromisso, eliminação de resíduos e melhoria contínua da qualidade (SEREMBUS, J. F.; MELOY, F.; POSMONTIER, B., 2012).

2.1.2 Bases do TPS

De acordo com Serembus, Meloy e Posmontier (2012) e Liker (2004) há 14 princípios do STP. Como se vê no Quadro 1, estes podem ser agrupados em quatro componentes-chave, conhecidos como 4P's: Filosofia, Processo, Pessoas e Resolução de Problemas.

Quadro 1 - 14 Princípios do TPS

PRINCÍPIO	DESCRIÇÃO
Seção I: Filosofia a longo prazo	
1	Baseie as decisões de gestão na filosofia de longo prazo, mesmo sacrificando metas financeiras de curto prazo.
Seção II: O processo certo irá produzir resultados certos	
2	Crie um fluxo de processo contínuo para trazer problemas para a superfície.
3	Use sistemas "puxados" para evitar superprodução.
4	Nivele a carga de trabalho.
5	Construa uma cultura de parar para corrigir problemas a fim de obter qualidade na primeira vez.
6	Tarefas e processo padronizados são a base para melhoria contínua e capacitação dos funcionários.
7	Utilize controle visual para problemas não ficarem escondidos.
8	Utilize somente tecnologia confiável, que sirva as pessoas e os processos.
Seção III: Adicione valor à Organização desenvolvendo seu pessoal	
9	Desenvolva líderes que entendam completamente seu trabalho, viva sua filosofia e ensine os outros.
10	Desenvolva pessoas e equipes que sigam a filosofia de sua organização.
11	Respeite sua rede de parceiros e fornecedores, desafiando-os e ajudando-os a melhorar.
Seção IV: Resolva problemas continuamente, conduzindo o aprendizado organizacional	
12	Vá e veja por si mesmo para compreender completamente a situação.
13	Tome decisões com calma e por consenso, considerando todas as opções. Implemente as decisões rapidamente.
14	Torne-se uma organização de aprendizagem através da reflexão rígida e melhoria contínua.

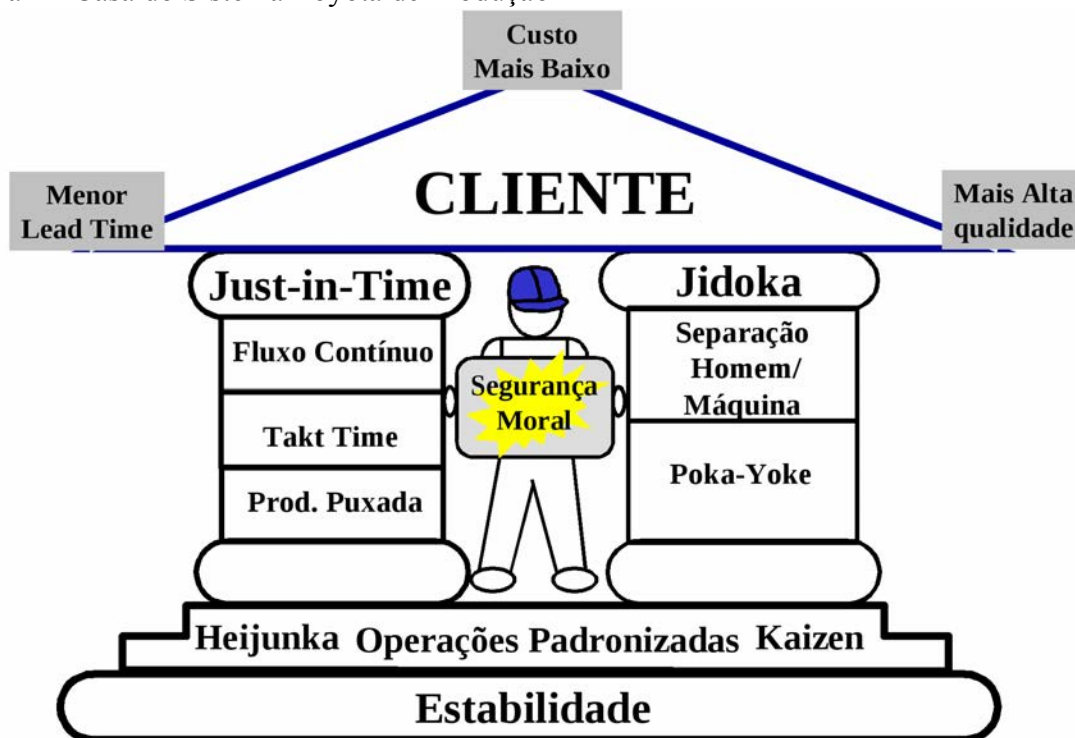
Fonte: Liker (2004)

O TPS valoriza a importância de parcerias entre a administração e os funcionários, em todos os níveis (SEREMBUS; MELOY; POSMONTIER, 2012) e, através da construção de parcerias com fornecedores, adequa-se às mudanças rápidas, tornando-se sensível à demanda do mercado (TAYYAB; SARKAR, 2016).

A Figura 4 ilustra a Casa do Sistema Toyota de Produção. O telhado mostra o resultado: clientes satisfeitos e uma empresa sustentável contribuindo para a sociedade (MASAI; PARREND; ZANNI-MERK, 2015). Os dois pilares da TPS são Jidoka e Just-in-Time.

Jidoka consiste no uso da automação inteligente, descrevendo um controle de qualidade de supervisão de processo que previne a produção contínua de defeitos, identificando anomalias, corrigindo e investigando a causa raiz a fim de evitar uma reincidência (BUCOURT *et al.*, 2011).

Figura 4 - Casa do Sistema Toyota de Produção



Fonte: Ghinato (2000)

Cada trabalhador tem permissão de parar a linha de produção, buscando a resolução de problemas, evitando interrupções a longo prazo e melhorando a qualidade em comparação com outras linhas sem aplicação do Jidoka (GROUT; TOUSSAINT; ST, 2010). O outro pilar é o *Just-in-time*, que se refere a fazer o que o cliente precisa, quando necessário, e apenas na quantidade precisa (TAKAMI, 2014).

De acordo com Miranda *et al* (2003) o *Just-in-Time* depende de três fatores: Fluxo Contínuo, *Takt Time* e Produção Puxada.

Segundo Marchwinski e Shook (2003), Fluxo Contínuo é produzir e movimentar um item por vez ao longo das etapas, sendo que, em cada etapa, realiza-se apenas o exigido pela seguinte. Já *Takt Time* é um tempo médio de produção de uma unidade, para atender a demanda do cliente (LAM *et al.*, 2016). Por fim, Puchkova *et al.* (2016) descreve a Produção Puxada como uma produção baseada na demanda do cliente, em que níveis de inventário são limitados e controlados por sinais de requisição (ou Kanban). "Kan" significa visual e "Ban" significa cartão, tratando-se então de um método de controle de inventário que utiliza cartões para sinalizar a necessidade de um item; é um exemplo clássico de um sistema orientado pela demanda (produção econômica) (BUCOURT *et al.*, 2011).

A viabilização do Jidoka depende de dois fatores: separação entre a máquina e o homem e poka-yoke (MIRANDA *et al.*, 2003).

Processos que necessitam do operador junto ao equipamento descrevem a relação entre a máquina e homem (MIRANDA *et al.*, 2003). Segundo Ghinato (2000) Deve-se ocorrer uma separação entre homem e máquina para que os problemas possam ser detectados pelos aparelhos e a solução aplicada pelo indivíduo.

Poka-Yoke significa "a prova de erro". Trata-se de um método de prevenção de erros, colocando limites sobre como uma operação pode ser realizada, forçando a execução correta da operação (BUCOURT *et al.*, 2011). Trata-se de interromper o processo a fim de restaurá-lo em seus parâmetros de funcionamento apropriados, ou para remover as causas de defeitos (GROUT; TOUSSAINT; ST, 2010).

A tarefa de Heijunka é conectar a cadeia de valor global dos clientes a fornecedores, alinhando o fluxo de produção e direcionando o mais uniformemente possível (VÖRÖS; RAPPAL, 2016). Trata-se de um mecanismo de nivelamento de produção para que o processamento possa ser realizado a uma taxa constante que distribui a programação de acabamento em pequenos incrementos de tempo (BUCOURT *et al.*, 2011). Geralmente consiste num calendário dividido em quadrados para segregar o calendário em colunas de dias ou semanas (BUCOURT *et al.*, 2011).

Kaizen é uma estratégia de qualidade que visa eliminar resíduos e atividades que agregam custo sem agregar valor. O termo conota mudança para melhor e trata-se da "melhoria contínua dos processos" (BUCOURT *et al.*, 2011).

2.2 PRODUÇÃO ENXUTA

2.2.1 Definições Gerais

Segundo Pakdil e Leonard (2014) a palavra Lean foi introduzida por Krafcik (1988) para descrever o Sistema Toyota de Produção (TPS). Pesquisadores afirmam que Lean foi desenvolvido a partir dos métodos e práticas do Sistema Toyota de Produção (TPS) (POWELL *et al.*, 2014).

As primeiras raízes do Lean nasceram com Henry Ford, colocadas em prática na fábrica de Highland Park, em 1913 (DUQUE; CADAVID, 2007). Porém as exigências de mercado após a Segunda Guerra Mundial, tornaram o modelo obsoleto, necessitando de adaptações, que

foram realizadas posteriormente por Kiichiro Toyota e Taiichi Ohno, que poderiam tornar a Toyota uma força competitiva no mercado automotivo (DUQUE; CADAVID, 2007).

A produção enxuta é uma filosofia que considera que qualquer utilização de recursos para objetivos que não sejam de criar valor para o cliente final sejam considerados desperdícios, sendo assim alvos para eliminação (BUCOURT *et al.*, 2011). Consiste na definição do valor do produto ou serviço percebido pelo cliente e na busca pela melhoria contínua para eliminar desperdício, classificando atividades como Valor Adicionado (VA) e Valor Não-Adicionado (VNA) (SUNDAR; BALAJI; SATHEESHKUMAR, 2014).

Lean não é um programa, conjunto de ferramentas de melhoria da qualidade, ou apenas uma solução rápida (TOUSSAINT; BERRY, 2013). Trata-se de uma transformação cultural que muda o pensamento de funcionamento da organização, trazendo novos hábitos, novas habilidades e atitudes (TOUSSAINT; BERRY, 2013).

2.2.2 Implantação, princípios e indicadores

As ferramentas e técnicas Lean têm sua origem na Gestão da Qualidade Total (TQM) (SPAGNOL; LI; NEWBOLD, 2013).. A partir do TQM, o Lean abrange a cultura da empresa de maior satisfação do cliente através da melhoria contínua, em que todos os empregados participam ativamente (SPAGNOL; LI; NEWBOLD, 2013).

A implantação do Lean segue dois momentos: primeiramente busca-se a redução do tempo de espera, aplicando ferramentas como 5S e um sistema de trabalho flexível (KUMAR; KUMAR, 2014). Já a segunda etapa consiste na melhoria e padronização dos processos internos, podendo utilizar ferramentas como SMED (redução do tempo de trocas e setups), Jidoka e TPM (KUMAR; KUMAR, 2014).

A gestão Lean é composta por cinco princípios que constituem sua essência dinâmica (TOUSSAINT; BERRY, 2013), e são mostrados na Figura 7.

Figura 5 - Princípios do Lean



Adaptado de: (SPAGNOL; LI; NEWBOLD, 2013)

De acordo com Asnan, Nordin e Othman (2015), identificar valor é especificar as entregas que os clientes realmente querem. Já Mourtzis; Papathanasiou e Fotia (2016) afirmam que mapear a cadeia de valores é sequenciar as atividades que agregam valor à satisfação. Ela difere de outros mapeamentos, pois combina fluxo de informação com fluxo de materiais e pessoas, permitindo uma visão mais clara do sistema e uma referência para melhorias (TOUSSAINT; BERRY, 2013). A criação do fluxo consiste na reformulação do processo, eliminando interrupções, desvios e espera (SPAGNOL; LI; NEWBOLD, 2013). Conforme Womack e Jones (2003), estabelecer uma produção puxada é uma filosofia de produção que deve fornecer um produto ou serviço somente quando o cliente desejar, no momento certo. Por fim, deve-se buscar sempre a perfeição para obter a excelências no cumprimento da entrega das necessidades do cliente (ASNAN; NORDIN; OTHMAN, 2015), em que o valor ideal é criado com nenhum desperdício (RAUCH *et al.*, 2016).

A fim de praticar esses princípios, muitas ferramentas são utilizadas (SPAGNOL; LI; NEWBOLD, 2013). As ferramentas Lean orientam as organizações por meio de atividades corretivas para melhoria contínua e eliminação de desperdício (MOURTZIS; PAPATHANASIOU; FOTIA, 2016). As mais populares são 5S, Mapeamento de Cadeia de Valores (VSM) e Eficiência Global do Equipamento (OEE) (SPAGNOL; LI; NEWBOLD, 2013).

O 5S foi inventado no Japão e expande-se nos termos Seiri (Senso de Utilização), Seiton (Senso de Organização), Seisou (Senso de Limpeza), Seiketsu (Senso de Saúde) e Shitsuke (Senso de Autodisciplina) (ARUNAGIRI; GNANAVELBABU, 2014). A técnica é uma das mais utilizadas para melhoria de processo e organização, utilizada por toda a organização (ARUNAGIRI; GNANAVELBABU, 2014).

O VSM é definido como o processo de mapeamento de material e fluxo de informação, coordenando atividades de produção, fornecedores e distribuidores para entrega dos produtos aos clientes (SUNDAR; BALAJI; SATHEESHKUMAR, 2014) e ajudando a eliminar atividades desnecessárias (SPAGNOL; LI; NEWBOLD, 2013).

OEE é a melhor métrica prática que calcula a porcentagem do que é verdadeiramente produzido dentro do tempo previsto, servindo como referência para comparar desempenhos, como resultados de diferentes turnos de trabalho sobre o mesmo ativo, mas também como linha de base, para acompanhamento do progresso ao longo do tempo na produção de um determinado produto (ARUNAGIRL; GNANAVELBABU, 2014).

2.3 EFICÁCIA GLOBAL DO EQUIPAMENTO (OEE)

2.3.1 Definições Gerais

OEE é uma ferramenta simples e prática, levando em conta as mais comuns e importantes fontes de perda da produtividade da manufatura (AHIRE; RELKAR, 2012). Eficiência Global dos Equipamentos é uma métrica quantitativa que vem sendo utilizada cada vez mais nos sistemas produtivos para controlar e monitorar a produtividade de equipamento, e também um indicador de processo e melhoria de performance (TSAROUHAS, 2013).

De acordo com a definição de Nakajima (1989), OEE é medido com base nas seis grandes perdas (Quadro 3), considerando as taxas de disponibilidade, performance e qualidade da máquina, aplicado na linha de produção, fábrica ou qualquer que seja o foco da aplicação do OEE (AHIRE; RELKAR, 2012).

O OEE pode ser utilizado como “benchmark” na medição inicial da performance de uma planta produtiva, ser utilizado como comparativo nas performances entre as linhas ao longo da fábrica, ou até mesmo identificar as piores performances em máquinas, quando estudado o processo individual, permitindo a indicação de concentração de recursos (SINGH *et al.*, 2013).

Entretanto, OEE não identifica uma razão específica do porquê a máquina não está tão eficiente quanto deveria, mas auxilia na categorização das áreas a fim de identificar as que mais necessitam de melhoria nos equipamentos (ESWARAMURTHI; MOHANRAM, 2013).

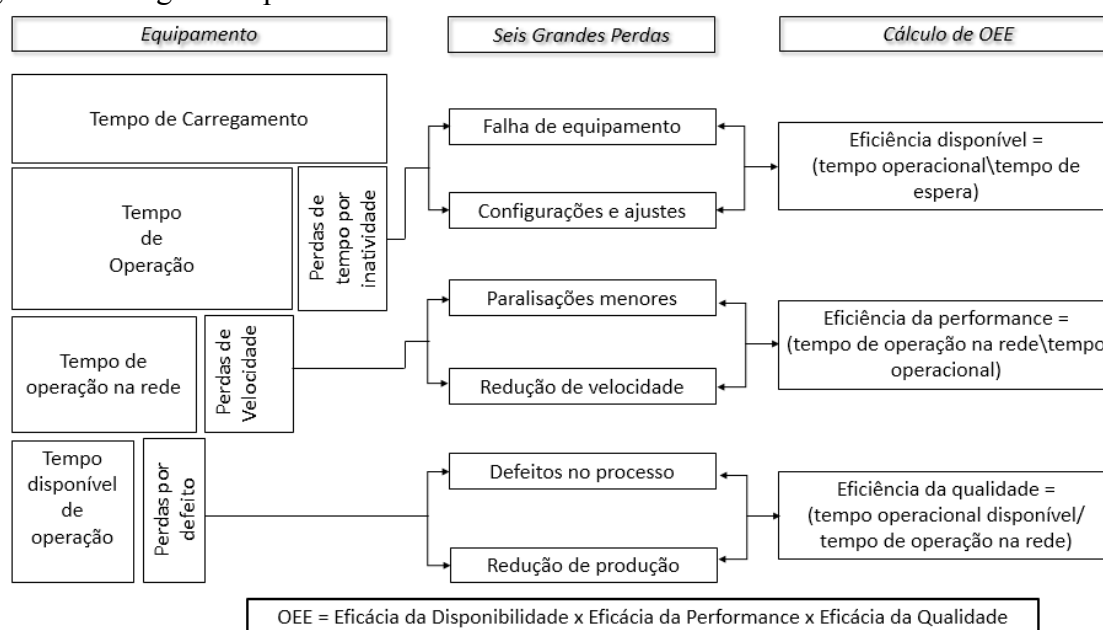
Quadro 2 – Classificação das Seis Grandes Perdas

Perdas	Definição
<i>Falha equipamento</i>	Perdas devido a falhas. Tipos de falhas incluem falhas esporádicas com parada de função ou redução de função, em que a função do equipamento cai abaixo do nível normal.
<i>Configuração e ajuste</i>	Perdas por parada que acompanham trocas de configuração incluindo ajustes para posicionamento correto
<i>Paralisação menor e Marcha lenta</i>	Perdas que ocorrem quando o equipamento para temporariamente ou trabalha em marcha lenta pela atuação de sensor ou interferência do trabalho. O equipamento então operará normalmente por meio de medidas simples (remoção do trabalho e redefinição)
<i>Redução da velocidade</i>	Perdas pelo fato da velocidade real de operação cair abaixo da velocidade projetada para o equipamento
<i>Defeito/Retrabalho no processo</i>	Perdas em virtude de defeitos e retrabalhos no produto
<i>Redução da produção</i>	Perdas de materiais em virtude das diferenças nos pesos de entrada e saída

Fonte: ESWARAMURTHI; MOHANRAM (2013)

De acordo com o Quadro 2, as duas primeiras grandes perdas afetam a disponibilidade do equipamento, enquanto que as duas subsequentes afetam o desempenho da máquina e as duas últimas afetam a taxa de qualidade do equipamento (ESWARAMURTHI; MOHANRAM, 2013). Para melhor entendimento, a Figura 6 mostra a estrutura de perdas, OEE e seus fatores (ESWARAMURTHI; MOHANRAM, 2013).

Figura 6 - Seis grandes perdas e OEE



Fonte: Singh et al. (2013)

Um dos problemas no cálculo do OEE é a não existência de um método para separação de perdas em virtude da não disponibilidade de mão de obra e materiais, que também são extremamente importantes para a eficácia do sistema produtivo (ESWARAMURTHI; MOHANRAM, 2013). Os fatores do OEE existentes não são suficientes para avaliação de perdas individuais (ESWARAMURTHI; MOHANRAM, 2013).

Conforme Wudhikarn (2012) apresenta, o OEE pode ser calculado por meio de três indicadores: Disponibilidade, Desempenho, Qualidade.

A Disponibilidade pode ser calculada pela equação (1) e representa a taxa de utilização da máquina; nessa equação, o tempo de paradas considera o tempo de falha de equipamentos, setups e requisitos de ajustes:

$$\text{Disponibilidade} = (\text{Tempo planejado} - \text{Tempo de paradas}) / (\text{Tempo planejado}) \quad (1)$$

O Desempenho compara a quantidade produzida com a programada, relacionando-se com a velocidade de operação do equipamento. Pode ser calculada pela equação (2).

$$\text{Desempenho} = (\text{Quantidade produzida} \cdot \text{Tempo de ciclo}) / \text{Tempo de operação} \quad (2)$$

Já a Qualidade representa a quantidade de produtos bons que foram produzidos em relação ao total de itens, pode ser calculada pela equação (3).

$$\text{Qualidade} = (\text{Quantidade produzida} - \text{quantidade defeituosa}) / \text{Quantidade produzida} \quad (3)$$

De acordo com Blanchard (1997), um OEE de 85% é considerado como referência e desempenho de classe mundial.

Embora OEE pareça ser um indicador de medição de desempenho bastante claro, ele requer ampliação de escopo ou modificação para se ajustar às necessidades de diferentes indústrias. (WUDHIKARN, 2012).

2.4 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

Mais de 25 anos desde sua criação, Análise por Envoltória de Dados (DEA) é usada extensivamente em muitas disciplinas de gestão para analisar a eficiência das organizações (BANKER; NATARAJAN, 2008). Esse método quantitativo é uma técnica de programação linear não-paramétrica, baseada na medição de eficiência relativa de um conjunto de unidades semelhantes, geralmente chamados de Unidades de Tomada de Decisão (*Decisions Making Units* - DMU) (TOLOO; NALCHIGAR, 2009).

O modelo tradicional DEA lida com medidas de eficiência da DMU sobre múltiplas entradas e saídas (OHSATO; TAKAHASHI, 2015). O DEA, utilizando técnicas de programação linear, fornece um meio adequado para estabelecer uma função empírica eficiente

de múltiplas entradas e saídas (FARRELL, 1957). Um dos muitos desafios associados com a aplicação da DEA é a dificuldade em quantificar alguns fatores de entradas e saídas. Em outras palavras, a chave para o sucesso da abordagem DEA é a medida exata de todos os fatores, incluindo entradas e saídas (LIU, 2008).

Charnes, Cooper e Rhodes (1978) desenvolveram um grupo de equações matemáticas ideais para calcular a eficiência, que foi chamada de DEA, no qual o primeiro grupo de expressões matemáticas foi nomeado CCR, o nome abreviado dos autores (WEI *et al.*, 2011).

Supondo que existam n DMUs ($DMU_j; j=\{1,2,\dots,n\}$), que consomem i entradas ($X_i; i=\{1,2,\dots,m\}$) e produzem s saídas ($Y_r; r=\{1,2,\dots,s\}$), O modelo CCR pode ser descrito por (4)-(8):

$$\text{Max } wo = \frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{i0}} \quad (4)$$

$$\text{Sujeito a: } \frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{i0}} = 1 \quad (5)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r Y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i X_{ij} \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (7)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

Sendo:

wo o valor da eficiência da que está sob análise (DMU_0).

y_{r0} e x_{i0} são, respectivamente, o valor da r -ésima saída e i -ésima entrada para a DMU_0 .

y_{rj} é o valor da r -ésima saída para a j -ésima DMU.

x_{ij} é o valor da i -ésima entrada para a j -ésima DMU.

u_r é a variável de decisão associada à r -ésima saída.

v_i é a variável de decisão associada à i -ésima entrada.

A partir do modelo DEA CCR proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), surgiu o modelo BCC proposto por Banker, Charnes e Cooper (1984). O modelo avalia a eficiência de DMUs em análise resolvendo o programa linear dado por (9)-(14) (TOLOO; NALCHIGAR, 2009). Esse modelo é primal conhecido como modelo multiplicadores com orientação ao *input*:

$$Max\ wo = \sum_{r=1}^s u_r Y_{r0} + c_0 \quad (9)$$

$$\text{Sujeito a: } \sum_{i=1}^m v_i X_{i0} = 1 \quad (10)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r Y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i X_{ij} + c_0 \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

$$u_r \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, s \quad (12)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

$$c_0 \text{ irrestrita} \quad (14)$$

c_0 é a variável conhecida como fator de escala e que garante retornos variáveis de escala para o modelo BCC. Caso o valor de c_0 fosse não negativo teria-se um retorno constante de escala, ou seja, o o modelo conhecido por CCR.

A DEA CCR é baseada em retornos constantes de escala, ou seja, um aumento proporcional na entrada resulta em um aumento proporcional na saída (TOLOO; NALCHIGAR, 2009), enquanto que a DEA BCC estende-se para considerar retornos variáveis de escala (TOLOO, 2012).

Os modelos ainda podem ser orientados por *input* e *output*, em que o objetivo é tentar movimentar o máximo de uma entrada em direção à fronteira de eficiência mantendo a saída constante ou vice-versa (JUNIOR, 2006). As DMU's definidas como as mais eficientes no modelo CCR são as mesmas encontradas no modelo BCC, porém não há garantias de que o contrário possa ser verdade (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984).

Uma importante questão discutida por Banker *et al* (1989) é que, a fim de evitar problemas com poder de discriminação dos modelos DEA, o número de DMU's deverá ser maior ou igual a três vezes a soma no número de variáveis (*inputs* e *outputs*), ou maior ou igual ao produto do número de variáveis de *input* pelo número de variáveis de *output*, adotando o critério que fornecer a maior quantidade de DMU's. Essa regra é conhecida como a Regra de Ouro da DEA (Banker *et al*, 1989).

Para cada problema de Programação Linear, existe um Problema dual associado. No caso da DEA, é também chamado de Modelo do Envelope, permitindo determinar metas para tornar as DMUs em eficientes

As equações (15)-(22) apresentam o Modelo do Envelope para o CCR com orientações ao *input* e *output*, respectivamente.

Para minimização de *inputs*:

$$\text{Min } wo = h_0 \quad (15)$$

$$\text{Sujeito a: } h_0 x_{i0} \geq \sum_{j=1}^n X_{ij} \lambda_j, \forall_i \quad (16)$$

$$y_{r0} \leq \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j, \forall_r \quad (17)$$

$$\lambda_j \geq 0, \forall_r \quad (18)$$

para maximização de *outputs*:

$$\text{Max } wo = h_0 \quad (19)$$

$$\text{Sujeito a: } x_{i0} \geq \sum_{j=1}^n X_{ij} \lambda_j, \forall_i \quad (20)$$

$$h_0 y_{r0} \leq \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j, \forall_r \quad (21)$$

$$\lambda_j \geq 0, \forall_r \quad (22)$$

Para o Modelo BCC, deve-se incluir a restrição (23)

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \quad (23)$$

O objetivo do Modelo do Envelope passa a ser de minimizar h_0 para orientação ao *input* e maximizar h_0 no caso de orientação ao *output*. A variável λ_j é chamada de variável de importância e é ela quem discrimina as DMUs, identificando os *benchmarks*.

2.5 ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE DADOS MULTIPLE-CRITERIA (MCDEA)

Existem dois problemas que têm sido reconhecidos como fraqueza no poder discriminante e distribuição de peso irrealista (LI; REEVES, 1999).

O problema do fraco poder discriminante ocorre quando o número de DMUs avaliadas é significativamente menor do que o número de entradas e saídas utilizadas na análise, em que modelos DEA clássicos frequentemente identificam muitas DMUs como eficientes (GHASEMI; IGNATIUS; EMROUZNEJAD, 2014). Já o problema de distribuição de peso irrealista refere-se à situação em que algumas DMUs podem ser eficientes no modelo clássico por apresentar grandes pesos em uma única saída ou pequenos pesos em uma única entrada, sendo que esses pesos extremos são praticamente indesejáveis (LI; REEVES, 1999).

Li e Reeves (1999) então propuseram o modelo de Análise Envoltória de Dados com Múltiplos Critérios (MCDEA), em que cada critério de eficiência é uma função objetiva independente. O modelo é dado por (24)-(31):

$$\text{Min } d_0 \text{ (or max } h_0 = \sum_{r=1}^s u_r Y_{r0}) \quad (24)$$

$$\text{Min } \sum_{j=1}^n d_j \quad (25)$$

$$\text{Min } M \quad (26)$$

$$\text{Sujeito a: } \sum_{i=1}^m v_i X_{i0} = 1 \quad (27)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r Y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i X_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (28)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad (29)$$

$$u_r, v_j \geq \varepsilon, \quad r = 1, \dots, s; i = 1, \dots, r \quad (30)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad (31)$$

Neste modelo, a primeira equação consiste na função objetivo do modelo DEA clássico. O valor de d_0 varia no intervalo de $[0,1]$ e é considerada como uma medida de ineficiência, sendo que d_j representa a medida de ineficiência da j -ésima DMU. Dessa forma, a DMU_0 é eficiente no valor de $h_0 = 1 - d_0$, sendo h_0 o valor de eficiência da DEA clássica. Além disso, M representa a quantidade máxima de todas as variáveis de desvio d_j , sendo que a restrição (29) garante que d_j seja maior do que zero, sem alterar a região viável da solução. Por fim, ε na equação (30) representa um valor infinitesimal.

Em MCDEA, os três objetivos são analisados separadamente, sem ordem de preferência definida (GHASEMI; IGNATIUS; EMROUZNEJAD, 2014). Os ganhos de eficiência definidos no âmbito dos critérios de mínimo e máximo são mais restritivos do que os definidos no DEA clássico, e estes dois critérios geralmente trazem menos DMU eficientes (RAMÓN; CRISTÓBAL, 2011).

2.6 BIO-MCDEA

O objetivo do modelo MCDEA não é extrair uma solução ótima, mas encontrar uma série de soluções que permite ao analista selecionar o mais viável, ou seja, tratando-se então de uma programação que converte os múltiplos objetivos em um único (GHASEMI; IGNATIUS; EMROUZNEJAD, 2014). Em um método ponderado, a função tri-objetivo do MCDEA pode ser escrita conforme a equação (32):

$$\text{Min } (w_1 d_0 + w_2 M + w_3 \sum_j d_j) \quad (32)$$

Os pesos w_i , com $i = (1,2,3)$, podem variar para obter diferentes soluções. Porém, o primeiro objetivo corresponde ao modelo clássico CCR e Li e Reeves (1999) demonstraram que o primeiro objetivo possui menor poder de discriminação de rendimentos ao ser comparado com os outros dois, podendo ser facilmente eliminado, resultado em um modelo bi-objetivo.

A dificuldade de um problema multiobjetivo não é apenas encontrar uma solução ótima para cada função objetivo, mas encontrar uma solução ótima que simultaneamente otimize todos os objetivos (GHASEMI; IGNATIUS; EMROUZNEJAD, 2014). O modelo BiO-MCDEA busca então resolver os outros dois objetivos simultaneamente.

A modelagem BiO-MCDEA segue então as equações (33)-(39):

$$\text{Min } h = \left(w_2 M + w_3 \sum_{j=1}^n d_j \right) \quad (33)$$

$$\text{Sujeito a: } \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (34)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (35)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (36)$$

$$u_r \geq \varepsilon, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (37)$$

$$v_i \geq \varepsilon, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (38)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (39)$$

3 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA E MODELAGEM

3.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Conforme visto na literatura, a produção enxuta e seus indicadores são amplamente utilizados na indústria, na busca pela melhoria contínua da qualidade do que é produzido e na redução de desperdício, representando o diferencial e o ganho de competitividade naquelas organizações que conseguem aplicar o pensamento enxuto em sua estrutura.

Dessa forma, este trabalho buscou analisar uma indústria automobilística, fabricante de componentes estruturais para carros e caminhões, localizada no Vale do Paraíba. Os dados da Eficiência Global do Equipamento (OEE) foram obtidos a partir de uma linha de prensas mecânicas, com capacidade para 3.000 toneladas.

Foram consideradas 20 Unidades de Tomada de Decisão (DMU's), examinando duas prensas mecânicas no período de Janeiro a Outubro de 2015. Observou-se cinco entradas e uma saída, sendo os *inputs* o tempo em horas totais disponíveis, o tempo em horas de parada por setup, tempo em horas considerando outras paradas, quadro de pessoal e quantidade de sucata gerada no processo. Já o *output* levado em consideração foi o volume produzido por cada DMU.

O estudo comparou os dados gerados no cálculo do OEE com base na produção deste setor, com as análises realizadas a partir dos modelos DEA clássico CCR e BiO-MCDEA CCR, utilizando o software Solver, do Microsoft Excel, identificando por fim a contribuição que a ferramenta DEA proporciona aos estudos de eficiência e produção enxuta desta empresa, considerando um retorno constante de escala. Além disso, buscou definir ações e metas para tornar as DMUs ineficientes em eficientes. Seguem a seguir as etapas realizadas na modelagem deste trabalho.

Etapas (a) – Identificação do Problema – O problema se baseia na aplicação da ferramenta de otimização BiO-MCDEA na avaliação da eficiência de 20 Unidades de Tomada de Decisão (DMU), em uma indústria do setor automobilístico.

Etapas (b) – Coleta de Dados – Os dados analisados foram baseados em um período de 10 meses, considerando Janeiro (2015) a Outubro (2015). As entradas (*inputs*) relevantes foram:

- **Tempo total disponível** - Essa variável foi tratada como *input* 1 e representa o tempo, em horas, disponível para a produção das peças durante o período considerado.
- **Tempo de parada por setup** - Essa variável foi tratada como *input* 2 e representa o tempo, em horas, utilizadas para a realização de *setup*.

- **Outras paradas** - Essa variável foi tratada como *input* 3 e representa o tempo, em horas, utilizadas para a realização de outras paradas, como horário de almoço dos operadores.
- **Quadro de pessoal** - Essa variável foi tratada como *input* 4 e representa a quantidade de mão de obra necessária para funcionamento da linha de prensas.
- **Sucata gerada no processo** - Essa variável foi tratada como *input* 5 e representa a quantidade de sucata gerada durante as atividades de prensaria.

A base de dados considera ainda um único *output*:

- **Volume produzido** - Essa variável foi tratada como *output* 1 e representa o volume produzido durante o período considerado.

Etapa (c) – Modelagem – Utilizou-se o software Solver, do Excel, para realizar a otimização de todas as DMUs. As restrições utilizadas seguem o modelo DEA CCR clássico, de acordo com as equações (4)-(8), e o modelo BiO-MCDEA CCR, conforme as equações (16)-(21).

3.2 DESENVOLVIMENTO QUANTITATIVO

A Tabela 2 mostra a base de dados em uma matriz com 20 DMUs, 5 *inputs* e 1 *output*, gerada a partir das informações fornecidas pela empresa. As 10 primeiras DMU's correspondem à Prensa 1 no período de Janeiro à Outubro de 2015, enquanto que as 10 seguintes são relacionadas à Prensa 2.

Tabela 2 - Base de dados

<i>DMU</i>	<i>Input</i>					<i>Output</i>
	Horas totais [h]	Outras paradas [h]	Horas setup [h]	MO [unid]	Sucata [unid]	Volumes [unid]
	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	u_1
1	334,8	175,4	51,3	36	44	10.498
2	256,1	103,6	50,1	24	36	10.466
3	359,1	138,1	64	36	69	16.843
4	318,3	139,1	60,7	30	156	13.918
5	348,9	131,2	64,3	30	211	17.365
6	296,2	146,5	47,4	24	163	9.808
7	273,6	128,4	43	24	100	10.752
8	324,9	159,3	53,5	27	154	12.239
9	315,7	145,5	55,6	27	75	11.366
10	318,1	165,3	55,5	27	58	9.907
11	338,8	138,4	48,9	36	66	15.669
12	234,8	123,6	33,9	24	27	7.829
13	395,5	170,5	57,9	36	73	17.773
14	136,9	58,7	26,2	26	84	7.448
15	182,8	97,7	25,5	16	79	6.497
16	218,4	154,9	27,5	16	72	4.311
17	154,8	113,6	18,6	16	21	2.284
18	197,3	122,7	21,3	16	73	5.803
19	229	168,6	17,7	16	30	4.449
20	147,3	95,8	17,6	16	18	2.842

Fonte: O autor (2016)

Como já descrito, as entradas consideradas foram Horas Totais, Outras paradas, Horas de *setup*, Mão de Obra e Geração de Sucata. Vale ressaltar que a Geração de Sucata é uma saída do processo de prensagem das máquinas estudadas, porém por se tratar de um *output* indesejável, foi considerado como um *input*, a fim de que a estipulação de metas leve à uma diminuição deste fator. Além disso, a saída considerada foi o volume de produção.

Foram realizadas duas otimizações, considerando o modelo clássico DEA CCR e BiO-MCDEA CCR, ou seja, ambos considerando o retorno constante de escala. Vale ressaltar que este trabalho levou em consideração o valor de $\epsilon=0$, no caso do MCDEA, e modelos orientados ao input, em ambos os casos. A Tabela 3 mostra os resultados encontrados.

Tabela 3 – Resultados

DMU	DEA-CCR	BIO-MCDEA CCR
1	86,46%	65,82%
2	100,00% 1	78,31%
3	100,00% 2	93,04%
4	88,94%	84,83%
5	100,00% 3	100,00% 1
6	74,03%	69,00%
7	85,68%	84,10%
8	81,96%	79,11%
9	83,12%	74,13%
10	74,02%	64,53%
11	100,00% 4	100,00% 2
12	100,00% 5	72,75%
13	100,00% 6	100,00% 3
14	100,00% 7	55,71%
15	82,82%	76,08%
16	52,70%	44,78%
17	43,03%	32,14%
18	85,02%	66,11%
19	78,44%	43,12%
20	60,26%	40,52%

Fonte: O autor (2016)

A partir da Tabela 3 pode-se verificar algumas situações:

- Enquanto o modelo clássico retorna uma quantidade de sete DMU's eficientes, o modelo multicriterial considera somente três;
- Das três DMU's eficientes no modelo bio, as mesmas são consideradas 100% no modelo clássico;
- No comparativo geral, os valores encontrados pelo modelo multicriterial são menores do que no outro cálculo de eficiência, ou seja, nele ocorre uma maior discriminação.

Dessa forma, DMUs que despontavam como eficientes para o DEA clássico, na realidade não o são pelo modelo multicriterial. Com isso, alguns parâmetros considerados a mais pelo BiO-MCDEA poderiam torná-lo um modelo mais discriminante, identificando *gaps* que não foram considerados por outro modelo, permitindo que essas lacunas sejam melhor estudadas a fim de melhorar continuamente os processos.

Para melhor analisar as possibilidades encontradas, foi realizada uma combinação entre os resultados encontrados pelas otimizações realizadas e os valores de OEE encontrados na linha

de prensa. A Tabela 4 exibe os valores de OEE encontrados, de acordo com os cálculos realizados pela própria empresa.

Tabela 4 - Valores de OEE

DMU	OEE
1	39,40%
2	46,30%
3	48,90%
4	40,70%
5	52,50%
6	47,20%
7	50,50%
8	44,00%
9	47,10%
10	40,50%
11	49,30%
12	39,00%
13	44,20%
14	44,30%
15	54,00%
16	37,70%
17	41,30%
18	47,90%
19	43,00%
20	35,30%

Fonte: O autor (2016)

A combinação baseia-se na média geométrica dos valores dos indicadores, gerando um Índice de Eficiência Global de Máquinas (IEGM). A média geométrica foi escolhida pois esta mantém as distâncias relativas entre os parâmetros. A Tabela 5 mostra os resultados encontrados.

Tabela 5 - Valores de IEGM

DMU	IEGM (CLÁSSICO)	IEGM (BIO)
1	58,37%	50,92%
2	68,04%	60,21%
3	69,93%	67,45%
4	60,17%	58,76%
5	72,46%	72,46%
6	59,11%	57,07%
7	65,78%	65,17%
8	60,05%	59,00%
9	62,57%	59,09%
10	54,75%	51,12%
11	70,21%	70,21%
12	62,45%	53,27%
13	66,48%	66,48%
14	66,56%	49,68%
15	66,88%	64,10%
16	44,57%	41,09%
17	42,16%	36,43%
18	63,82%	56,27%
19	58,08%	43,06%
20	46,12%	37,82%

Fonte: O autor (2016)

Para analisar as combinações realizadas, foi estudado a correlação entre o OEE e as outras duas eficiências. O Coeficiente de correlação de Spearman é uma medida estatística de correlação não paramétrica que avalia a relação monótona entre duas variáveis (ZHANG et al., 2016). Seu cálculo se dá por meio da equação (40):

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{(n^3 - n)} \quad (40)$$

O coeficiente de Spearman pode assumir valores no intervalo de $-1 \leq r_s \leq 1$, significando ser uma correlação mais forte positivamente ou negativamente quando assume valores das extremidades (ZHANG et al., 2016).

Ao calcular o Coeficiente de Spearman foram encontrados os seguintes valores:

- OEE & DEA clássico: Spearman = 0,395 (valor de $p = 0,085$)
- OEE & BiO-MCDEA: Spearman = 0,605 (valor de $p = 0,005$)

Percebe-se que a um nível de significância de 5% não há correlação entre o OEE com o DEA- CCR (DEA clássico), pois apresentou um valor- p maior que 0,05. Já a correlação entre o modelo BiO-MCDEA com o OEE pode ser considerada alta positiva e também significativa.

Segundo a Tabela 5, foi construída a Tabela 6 com o *ranking* de eficiência das máquinas, do mais eficiente para o menos.

Tabela 6 - *Ranking* de eficiência das máquinas

DMU	IEGM (BIO)
5	72,46%
11	70,21%
3	67,45%
13	66,48%
7	65,17%
15	64,10%
2	60,21%
9	59,09%
8	59,00%
4	58,76%
6	57,07%
18	56,27%
12	53,27%
10	51,12%
1	50,92%
14	49,68%
19	43,06%
16	41,09%
20	37,82%
17	36,43%

Fonte: O autor (2016)

Diferentemente do DEA CCR clássico, o BiO-MCDEA permite uma maior discriminação entre as DMU's, afetando também no indicador IEGM. Essa condição possibilita o melhor ranqueamento das DMU's, pois não se encontram valores idênticos que poderiam gerar dúvidas ou empates quanto à escolha para foco de investimento de melhorias em questão de eficiência.

Ainda observando a Tabela 6, pode-se verificar que a Prensa 2 é a mais crítica e, portanto, implica em um maior foco de estudo e possíveis investimentos para melhoria. Esta condição pode ser observada pois, dentre os dez primeiros no *ranking*, sete DMU's pertencem à Prensa 1.

Baseando-se então na relação mais forte, foram estipuladas propostas de metas de redução de *input* e aumento de *output*, a fim de tornar as DMU's ineficientes em eficientes. Estas foram baseadas na multiplicação dos valores de entradas e divisão dos de saídas pelo IEGM. Entretanto, a estipulação de metas foi feita somente para as variáveis significantes para cada DMU, ou seja, em casos em que os pesos das variáveis de decisão assumem valores não-nulos. A Tabela 7 mostra os valores dos pesos das variáveis de decisão associadas às entradas e saídas para cada DMU. A partir disso, foi desenvolvida a Tabela 8, indicando os valores encontrados para metas de *input* e *output* para cada caso.

Tabela 7 - Valores dos pesos das variáveis de decisão

DMU	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	u_1
1	0,0009	-	0,0089	0,0066	-	0,0001
2	0,0011	-	0,0106	0,0079	-	0,0001
3	0,0008	-	0,0078	0,0058	-	0,0001
4	0,0009	-	0,0086	0,0064	-	0,0001
5	0,0015	-	0,0037	0,0052	0,0004	0,0001
6	0,0021	-	0,0025	0,0059	0,0007	0,0001
7	0,0024	-	0,0027	0,0066	0,0007	0,0001
8	0,002	-	0,0023	0,0055	0,0006	0,0001
9	0,001	-	0,0092	0,0069	-	0,0001
10	0,001	-	0,0092	0,0069	-	0,0001
11	0,0017	-	0,0042	0,0058	0,0004	0,0001
12	0,0014	-	0,0132	0,0098	-	0,0001
13	0,0015	-	0,0037	0,0051	0,0004	0,0001
14	-	-	-	0,0344	0,0013	0,0001
15	0,0036	-	0,0041	0,0099	0,0011	0,0001
16	0,0032	-	0,0036	0,0088	0,001	0,0001
17	0,0037	-	0,0019	0,0219	0,0017	0,0001
18	0,0035	-	0,004	0,0096	0,0011	0,0001
19	0,004	-	-	0,0043	0,0008	0,0001
20	0,0034	-	-	0,0287	0,002	0,0001

Fonte: O autor (2016)

Tabela 8 – Alvos para tornar as DMUs eficientes

DMU	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	Y ₁
1	176,1	-	27	19	-	19.955
2	159,6	-	31	15	-	16.798
3	254,9	-	45	26	-	23.733
4	199,8	-	38	19	-	22.175
5	266,0	-	49	23	161	22.774
6	172,1	-	28	14	95	16.882
7	184,1	-	29	16	67	15.976
8	200,0	-	33	17	95	19.883
9	191,4	-	34	16	-	18.751
10	167,0	-	29	14	-	18.865
11	252,9	-	37	27	49	20.990
12	131,2	-	19	13	-	14.011
13	285,2	-	42	26	53	24.650
14	-	-	-	13	42	14.894
15	118,9	-	17	10	51	9.989
16	90,1	-	11	7	30	10.453
17	56,8	-	7	6	8	6.220
18	112,5	-	12	9	42	10.179
19	98,6	-	-	7	13	10.332
20	55,8	-	-	6	7	7.497

Fonte: O autor (2016)

De modo geral, as metas advindas da associação mais significativa determinam um aumento dos *outputs* e uma diminuição dos *inputs* numa média de 43%. Quando calculado as metas estipuladas somente pelo modelo DEA CCR clássico, a redução de entradas se daria na média de 22%.

Com isso, verifica-se que as metas traçadas pelo IEGM são muito mais agressivas. Visto detalhadamente, por exemplo, a DMU 1 deveria reduzir em, aproximadamente, 50% em horas totais, horas de setup e mão de obra e aumentar nessa mesma taxa o quantidade de volume gerado para se tornar eficiente.

O caso menos desafiador seria o da DMU 5, em que a taxa de aumento e diminuição se resumem na média de 27%. Ainda assim, o caso menos complexo no IEGM é mais árduo de ser alcançado do que no caso do modelo DEA CCR clássico isolado.

De acordo com a opinião do especialista da área de planejamento de chassis e prensados da empresa estudada, o indicador IEGM se torna uma oportunidade futura de estudo, visto que matematicamente a combinação do BiO-MCDEA com o indicador OEE possui uma correlação

positivamente forte. Entretanto, nas condições atuais da linha, por as metas CCR serem menos agressivas, estas se tornam mais facilmente viáveis do que as traçadas pelo IEGM.

As horas de setup são as mais críticas e é foco de estudo da empresa para reduzi-las, a fim de aumentar a disponibilidade das máquinas e, conseqüentemente, elevar o valor do indicador OEE. Dessa forma, a estimação das metas se torna muito útil na prática, atuando como um orientador no caminho de atingir a eficiência das máquinas, condição que não é mostrada pelo OEE.

Com a determinação de metas, é possível dirigir o investimento de recursos de maneira mais consciente, descobrindo as causas de ineficiência a serem tratadas, tornando o processo de melhoria mais rápido e eficiente.

Por fim, vale ressaltar que os *inputs* e *outputs* escolhidos basearam-se nas condições envolvidas nas prensas mecânicas. Entretanto, a aplicação do IEGM pode se tornar viável em hospitais, administração pública, serviços e empresas de outros ramos, com o estudo baseado em entradas e saídas de cada caso específico, de acordo com as necessidades e prioridades da empresa.

4 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

4.1 VERIFICAÇÃO DOS OBJETIVOS E CONCLUSÕES

Com base nas análises realizadas, foi possível observar a contribuição da ferramenta BiO-MCDEA no cálculo de eficiência da máquina de prensa estudada. Ao ser combinada com o OEE, indicador amplamente utilizado nas realidades das indústrias brasileiras, criou-se um parâmetro de forte correlação entre os fatores, revelando uma certa significância para seus resultados: o IEGM.

Foi verificado também a possibilidade de construção de um *ranking* de eficiência a partir dos valores do IEGM, auxiliando no processo de tomada de decisão, no que diz respeito à investimentos direcionados para aumento de eficiência, possibilitando assim um critério adicional de escolha ao identificar as DMU's mais críticas.

Já com relação às metas estipuladas pelo IEGM, por ser considerado um método mais discriminante como o BiO-MCDEA, propõe mudanças mais drásticas a serem implementadas na realidade de uma empresa, devendo ser analisada a sua viabilidade, de acordo com os investimentos que a organização se dispõe a investir. Por outro lado, o IEGM vem para complementar as informações fornecidas pelo OEE, pois indica os fatores que precisam ser alterados para que uma DMU se torne eficiente.

Dessa forma, a formulação do indicador IEGM, por mais que proponha metas mais agressivas, se torna uma ferramenta muito útil no mercado de trabalho, identificando de maneira rápida as mudanças necessárias a serem aplicadas, facilitando a administração de projetos e direcionamento de recursos.

4.2 RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

Este trabalho visou a otimização por meio da modelagem DEA, buscando perceber a contribuição dessa ferramenta na análise de eficiências da máquina industrial estudada, comparando o modelo clássico com o multi-objetivo. Verificou-se que esta ferramenta analisa de maneira mais aprimorada a eficácia da DMU estudada, constatando que, enquanto nos modelos clássicos de DEA garantia-se 100% de aproveitamento, a MCDEA demonstra *gaps* de oportunidade de melhoria, apresentando-se como uma ferramenta mais discriminante, permitindo um melhor ranqueamento das DMU's.

Como recomendações para futuras pesquisas, sugere-se próximos estudos considerando a lógica *Fuzzy*, analisando os dados em um contexto de incerteza, visto que as informações advindas da realidade carregam uma certa imprecisão.

Além disso, propõe-se a realização de análises em retornos variáveis de escala, ou seja, trabalhando com o modelo DEA BCC.

Finalmente, por se tratar de um estudo local, vale ressaltar que os resultados não possuem conclusões generalizadas englobando todas as indústrias automobilísticas. Porém se tornam válidos estudos futuros que possam contemplar mais áreas, setores e produtos, além de ampliar a quantidade de Unidades de Tomada de Decisão, *inputs* e *outputs*, buscando reconhecer o auxílio da utilização da DEA na tomada de decisão.

REFERÊNCIAS

- A. CHARNES, W.W. COOPER, E. RHODES, Measuring the efficiency of decision-making units, *Eur. J. Operational. Research*, v.2, p. 429–444, 1978.
- AHIRE, C. P.; RELKAR, A. S. Correlating Failure Mode Effect Analysis (FMEA) & Overall Equipment Effectiveness (OEE). *Procedia Engineering*, v. 38, p. 3482–3486, 2012.
- ARUNAGIRI, P.; GNANAVELBABU, A. Identification of High Impact Lean Production Tools in Automobile Industries using Weighted Average Method. *Procedia Engineering*, v. 97, p. 2072–2080, 2014.
- ASNAN, R.; NORDIN, N.; OTHMAN, S. N. Managing Change on Lean Implementation in Service Sector. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, v. 211, p. 313–319, 2015.
- BANKER, R. D.; NATARAJAN, R. Evaluating contextual variables affecting productivity using Data Envelopment Analysis. *Operations Research*, v. 56, n. March 2014, p. 48–58, 2008.
- BANKER, R.D.; CHARNES, A.; COOPER W.W. Some models for estimating technical and scale inefficiency in data envelopment analysis, *Management Science* v.30 p. 1078–1092, 1984.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W.; SWARTS, J.; THOMAS, D. A. An Introduction to Data Envelopment Analysis with Some of its Models and Their Uses. *Research in Governmental and Non-Profit Accounting*, v. 5, p. 125-163, 1989.
- BERTRAND, J. W. M, FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations and Production Management*, v. 22, p. 241-264, 2002.
- BLANCHARD, B.S. An enhanced approach for implementing total productive maintenance in the manufacturing environment. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 3 (2), 69–80, 1997.
- BUCOURT, M.; BUSSE R.; GÜTTLER F; WINTZER C.; COLLETINI F.; KLOETERS C.; HAMM B.; TEICHGRÄBER U.K. Lean manufacturing and Toyota Production System terminology applied to the procurement of vascular stents in interventional radiology. *Insights into Imaging*, v. 2, n. 4, p. 415–423, 2011.
- BUSSO, C. M.; MIYAKE, D. I. Análise da aplicação de indicadores alternativos ao Overall Equipment Effectiveness (OEE) na gestão do desempenho global de uma fábrica. *Produção*, n. 1999, p. 205–225, 2012.
- DOTOLI, M.; EPICOCO N.; FALAGARIO M.; SCIANCALEPORE F. A cross-efficiency fuzzy Data Envelopment Analysis technique for performance evaluation of Decision Making Units under uncertainty. *Computers & Industrial Engineering*, v. 79, n. 2015, p. 103–114, 2015.
- DUQUE, D.; CADAVID, L. Lean manufacturing measurement: The relationship between lean

activities and lean metrics. **Estudios Gerenciales**, v. 23, p. 69–83, 2007.

ESWARAMURTHI, K. G.; MOHANRAM, P. V. Improvement of manufacturing performance measurement system and evaluation of overall resource effectiveness. **American Journal of Applied Sciences**, v. 10, n. 2, p. 131–138, 2013.

FARRELL, M. J. The Measurement of Productive Efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 120, p. 499–513, 1957.

FERKO, R.; ZNIDARSIC, A. **Using OEE approach for improving manufacturing performance**, 2007.

GHASEMI, M.; IGNATIUS, J.; EMROUZNEJAD, A. A bi-objective weighted model for improving the discrimination power in MCDEA. **European Journal of Operational Research**, v. 233, n. 3, p. 640–650, 2014.

GHINATO, P. Elementos fundamentais do Sistema Toyota de Produção. In: **Produção e Competitividade: Aplicações e Inovações**. Ed.: Almeida & Souza, Editora Universitária da UFPE, Recife, 2000.

GONÇALVES, R. R. M.; LARA, J. E.; LOPES, A. L. M.; LOCATELLI, R. L. Data Envelopment Analysis (DEA) – Análise de Eficiência da Gestão de Portfólio de Projetos de Desenvolvimento de Produtos. **Revista de Gestão e Projetos**, v. 4, n. 3, p. 119–140, 2013.

GROUT, J. R.; TOUSSAINT, J. S.; ST, W. L. Mistake-proofing healthcare : Why stopping processes may be a good start. **Business Horizons**, v. 53, p. 149–156, 2010.

JUNIOR, S. F. G. Métodos não convencionais de restrições aos pesos em DEA, aplicados ao Campeonato Mundial de Fórmula 1. p. 83. Dissertação - Universidade Federal Fluminense (Centro Tecnológico), 2006.

KUMAR, S. S.; KUMAR, M. P. Cycle time reduction of a truck body assembly in an automobile industry by lean principles. **Procedia Materials Science**, v. 5, p. 1853–1862, 2014.

LAM, N. T. et al. Lean line balancing for an electronics assembly line. **Procedia CIRP**, v. 40, n. 1, p. 437–442, 2016.

LI, X.; REEVES, G. R. A multiple criteria approach to data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 115, p. 507–517, 1999.

LIKER, J. K. The Toyota Way: 14 principles from the world's greatest manufacturer. **New York: McGraw Hill**, 2004.

LIU, S. A fuzzy DEA / AR approach to the selection of flexible manufacturing systems. **Computers & Industrial Engineering**, v. 54, p. 66–76, 2008.

MARCHWINSKI, C.; SHOOK, J. Lean lexicon: a graphical glossary for lean thinkers. **Lean Enterprise Institute**, 2003.

MASAI, P.; PARREND, P.; ZANNI-MERK, C. Towards a Formal Model of the Lean

Enterprise. **Procedia - Procedia Computer Science**, v. 60, p. 226–235, 2015.

MATSUO, H. Implications of the Tohoku earthquake for Toyota ' s coordination mechanism : Supply chain disruption of automotive semiconductors. **Intern. Journal of Production Economics**, v. 161, p. 217–227, 2015.

MIRANDA, C.M.G.; ALENCAR, L.H.; CAMPOS, C.A.O.; PONTES, L.A.C.; GHINATO P. Um modelo para o sistema de construção enxuta a partir do Sistema Toyota de Produção. **ENEGEP**, p. 1–8, 2003.

MOURTZIS, D.; PAPATHANASIOU, P.; FOTIA, S. Lean Rules Identification and Classification for Manufacturing Industry. **Procedia CIRP**, v. 50, p. 198–203, 2016.

OHSATO, S.; TAKAHASHI, M. Management Efficiency in Japanese Regional Banks : A Network DEA. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, v. 172, p. 511–518, 2015.

NAKAJIMA S. TPM Development Program. **Productivity Press**, Cambridge, MA, 1989.

PAKDIL, F.; LEONARD, K. M. Criteria for a lean organisation: development of a lean assessment tool. **International Journal of Production Research**, v. 52, n. 15, p. 4587–4607, 2014.

POWELL, D.; STRANDHAGEN, J.O.; TOMMELEIN, I.; BALLARD G.; ROSSI, MONICA. A New Set of Principles for Pursuing the Lean Ideal in Engineer-to-Order Manufacturers. **Procedia CIRP**, v. 17, p. 571–576, 2014.

PUCHKOVA, A.; ROMANCER J.L.; MCFARLANE D. Balancing Push and Pull Strategies within the Production System. **IFAC-PapersOnLine**, v. 49, n. 2, p. 66–71, 2016.

RAMÓN, J.; CRISTÓBAL, S. A multi criteria data envelopment analysis model to evaluate the efficiency of the Renewable Energy technologies. **Renewable Energy**, v. 36, n. 10, p. 2742–2746, 2011.

RAUCH, E.; DAMIAN, A.; HOLZNER P.; MATT, D.T. Lean Hospitality - Application of Lean Management methods in the hotel sector. **Procedia CIRP**, v. 41, p. 614–619, 2016.

SINGH, R.; SHAH D. B.; GOHIL, A.M.; SHAH, M.H. Overall Equipment Effectiveness (OEE) calculation - Automation through Hardware & Software Development. **Procedia Engineering**, v. 51, p. 579–584, 2013.

SPAGNOL, G. S.; LI, L.; NEWBOLD, D. Lean principles in Healthcare : an overview of challenges and improvements. **IFAC Proceedings**, v.46, p. 229–234, 2013.

SEREMBUS, J. F.; MELOY, F.; POSMONTIER, B. Incorporating the Toyota Production System into Nursing Curricula. **Learning from Business**, v. 47, p. 503–516, 2012.

SUNDAR, R.; BALAJI, A. N.; SATHEESHKUMAR, R. M. A Review on Lean Manufacturing Implementation Techniques. **12th Global Congress on Manufacturing and Management, GCM 2014**, v. 97, p. 1875–1885, 2014.

TAKAMI, T. Production engineering strategies and metalworking at Toyota Motor Corporation. **Procedia Engineering**, v. 81, n. October, p. 5–17, 2014.

TAYYAB, M.; SARKAR, B. Optimal batch quantity in a cleaner multi-stage lean production system with random defective rate. **Journal of Cleaner Production**, v. 139, p. 922–934, 2016.

TOLOO, M. On finding the most BCC-efficient DMU : A new integrated MIP – DEA model. **Applied Mathematical Modelling**, v. 36, n. 11, p. 5515–5520, 2012.

TOLOO, M.; NALCHIGAR, S. A new integrated DEA model for finding most BCC-efficient DMU. **Applied Mathematical Modelling**, v. 33, p. 597–604, 2009.

TOUSSAINT, J. S.; BERRY, L. L. The Promise of Lean in Health Care. **Mayo Clinic**, v. 88, n. January, p. 74–82, 2013.

TSAROUHAS, P. H. Evaluation of overall equipment effectiveness in the beverage industry: a case study. **International Journal of Production Research**, v. 51, n. No., p. 515–523, 2013.

VÖRÖS, J.; RAPPAL, G. Process quality adjusted lot sizing and marketing interface in JIT environment. **Applied Mathematical Modelling**, v. 40, p. 6708–6724, 2016.

WEI, C.-K.; CHEN, L.-C.; LI R.-K.; TSAI, C.-H. Expert Systems with Applications Exploration of efficiency underestimation of CCR model : Based on medical sectors with DEA-R model. **Expert Systems With Applications**, v. 38, n. 4, p. 3155–3160, 2011.

WOMACK JP, JONES DT. Lean Thinking: Banish Waste and Create Wealth in your Corporation. **Productivity Press** , p.396, 2003.

WUDHIKARN, R. Improving overall equipment cost loss adding cost of quality. **International Journal of Production Research**, v. 50, n. 12, p. 3434–3449, 2012.

ZHANG, W.-Y.; WEI, Z.-W.; WANG, B.-H.; HAN, X.-P. Measuring mixing patterns in complex networks by Spearman rank correlation coefficient. **Physica A**, v. 451, p. 440–450, 2016.

ZHOU, Z.; ZHAO, L.; LUI, S.; MA, C. A generalized fuzzy DEA/AR performance assessment model. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 55, n. 11–12, p. 2117–2128, 2012.