

AUGUSTO ARAUJO PERES GONÇALEZ

**Análise de Eficiências de Máquinas Industriais por Meio de um Modelo Multiobjetivo
de Análise Envoltória de Dados Combinada com o *Overall Equipment Effectiveness***

Guaratinguetá - SP
2016

AUGUSTO ARAUJO PERES GONÇALEZ

Análise de Eficiências de Máquinas Industriais por Meio de um Modelo Multiobjetivo de Análise Envoltória de Dados Combinado com o *Overall Equipment Effectiveness*

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

Orientador (a): Aneirson Francisco da Silva

Guaratinguetá - SP
2016

P437a

Peres Gonzalez, Augusto Araujo

Análise de eficiências de máquinas industriais por meio de um modelo multiobjetivo de análise envoltória de dados combinada com o Overall Equipment Effectiveness / Augusto Araujo Peres Gonzalez – Guaratinguetá, 2016.

50 f : il.

Bibliografia: f. 48-50

Trabalho de Graduação em Engenharia Mecânica – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2016.

Orientador: Prof. Dr. Aneirson Francisco da Silva

1. Produção enxuta. 2. Análise envoltória de dados. 3. Máquinas – Indústria. I. Título

CDU 658.5

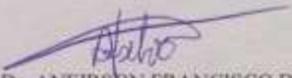
AUGUSTO ARAUJO PERES GONÇALEZ

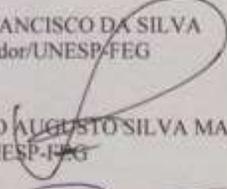
ESTE TRABALHO DE GRADUAÇÃO FOI JULGADO ADEQUADO COMO
PARTE DO REQUISITO PARA A OBTENÇÃO DO DIPLOMA DE
"GRADUADO EM ENGENHARIA MECÂNICA"

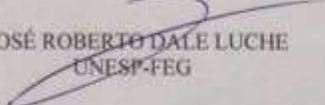
APROVADO EM SUA FORMA FINAL PELO CONSELHO DE CURSO DE
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Prof. Dr. MARCELO SAMPAIO MARTINS
Coordenador

BANCA EXAMINADORA:


Prof. Dr. ANEIRSON FRANCISCO DA SILVA
Orientador/UNESP-FEG


Prof. Dr. FERNANDO AUGUSTO SILVA MARINS
UNESP-FEG


Prof. Dr. JOSÉ ROBERTO DALE LUCHE
UNESP-FEG

NOVEMBRO / 2016

DEDICATÓRIA

Dedico esse trabalho à minha mais bela esposa, *Camila Abrahão Peres*, que me incentiva, me dá suporte, carinho e é a melhor amiga e companheira mesmo durante os momentos mais difíceis e não importando a distância. Agradeço a Deus por ter me dado a garota dos meus sonhos.

Aos meus pais, *Francisco Carlos e Marisol*, os quais sempre se preocuparam comigo, me ensinaram os princípios que me fizeram ser quem eu sou hoje, que sempre estiveram presentes como amigos e conselheiros, além de sempre servirem de modelos para mim como as pessoas mais sábias e caridosas que eu conheço. Deus não poderia ter me dado pais melhores.

À minha cunhada, *Yasmin*, que desde pequena me serve de modelo de dedicação e trabalho duro.

Aos meus sogros, *Amilton e Márcia*, que me acolheram com amor em sua família e me incentivam a me manter no caminho de Deus.

Aos meus irmãos, *Junior, Alessandra e André*, por serem sempre presentes não importa a distância.

Aos meus irmãos, *Victor, Matheus, Pedro, Thiago, Renan, Fábio, Lucas e Gabriel*, não só por me incentivarem nesse último passo do meu curso, mas por terem feito da minha vida universitária uma experiência incrível.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço ao meu bom e eterno Deus que guia todos os passos da minha vida, me dá forças e me dá a cada dia a chance de crescer um pouco mais.

À minha mais bela esposa, *Camila Abrahão Peres*, que sempre esteve do meu lado me incentivando durante a maior parte do meu curso, inclusive durante esta última etapa.

Ao meu orientador, *Prof. Dr. Aneirson Francisco da Silva*, por ter me incentivado a dar o meu melhor nesse trabalho e me auxiliando em cada etapa.

À minha amiga e irmã, *Camila Galvão Ramos*, que me ajudou muito na confecção desse trabalho e me deu muito suporte durante todo percurso não só desse trabalho, mas durante toda a minha faculdade.

Aos funcionários da Biblioteca do Campus de Guaratinguetá pela presteza e principalmente pela vontade de ajudar.

Aos funcionários da empresa estudada por fornecerem os dados utilizados e me passarem todo o conhecimento necessário para que o desenvolvimento desse estudo fosse possível.

“Enquanto somos crianças, ainda possuímos a capacidade de experimentar intensamente o mundo à nossa volta.”

Jostein Gaarder

RESUMO

Desde o surgimento do Sistema Toyota de Produção (STP), as indústrias visam adotar um sistema de produção enxuta, que busca o aumento da velocidade e produtividade de suas linhas. Para a correta implementação desse sistema, são necessários indicadores que demonstrem a situação das máquinas e acompanhem sua evolução, sendo o *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) o principal indicador aplicado. Entretanto, os métodos comumente utilizados podem não ser os que melhor representam a realidade com maior precisão. Esse trabalho visou a utilização do modelo bi-objective Multi-Criteira BiO-MCDEA em conjunto com o OEE para a avaliação da eficiência de máquinas de uma empresa do setor industrial hidráulico do Vale do Paraíba. Com a junção de ambos os índices foi então obtido o chamado de Índice Global de Eficiência, proporcionando metas de *inputs* e *output* a fim de transformar as DMUs ineficientes em eficientes.

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

ABSTRACT

Since the implementation of the Toyota Production System, the industries seek to embrace the lean production, aiming for the increase of speed and productivity on their production lines. For its proper implementation, indicators are required to present the equipments status and to monitor its evolution, being the Overall Equipment Effectiveness (OEE) the main indicator applied. However, the commonly used methods may not be those which represents reality with the most accuracy. This paper intends to apply the BiO-MCDEA model and the OEE together in order to evaluate the efficiency of machines located in a company of the industrial sector in the Paraiba Valley, creating a ranking of the most efficient machines with each method alone and then with both together. It is shown that the DEA BCC model could not be applied, requiring the use of the BiO-MCDEA model, due to its more critical analysis. With the combination of both indexes, the Global Efficiency Index was obtained, providing input and output goals in order to transform inefficient DMUs into efficient ones.

KEYWORDS: OEE. DEA. BiO-MCDEA. Toyota Production System.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Casa do Sistema Toyota de Produção.....	19
Figura 2 - Processo de Modelagem.....	31

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Matriz de <i>Input/Output</i>	32
Tabela 2 - Resultados do Modelo DEA BCC (matriz <i>input/output</i> não normalizada e normalizada).....	33
Tabela 3 - Matriz de <i>Input/Output</i> com valores normalizados.....	34
Tabela 4 - Resultados do Modelo BiO-MCDEA (para $\varepsilon = 0,0001$ e $\varepsilon = 0,001$), OEE e do Índice de Eficiência Global	36
Tabela 5 - Metas das variáveis para cada DMU	37
Tabela 6 - Resultados do Modelo BiO-MCDEA (variáveis consideradas relevantes para $\varepsilon = 0,001$)	38
Tabela 7 - Resultados do Modelo BiO-MCDEA (variáveis consideradas relevantes para $\varepsilon = 0,0001$)	39
Tabela 8 - Ranking das DMUs de acordo com a Eficiência BiO-MCDEA ($\varepsilon = 0,0001$).....	41
Tabela 9 - <i>Ranking</i> das DMUs de acordo com o OEE	42
Tabela 10 - Comparação entre a posição no <i>Ranking</i> das DMUs pelo BiO-MCDEA e pelo OEE.....	43

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	15
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	15
1.2	DELIMITAÇÕES E QUESTÕES DA PESQUISA.....	16
1.3	OBJETIVOS	16
1.4	MATERIAIS E MÉTODOS	16
1.5	JUSTIFICATIVAS.....	16
1.6	ESTRUTURA DO TRABALHO	18
2.	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	19
2.1	SISTEMA TOYOTA DE PRODUÇÃO.....	19
2.2	INDICADORES DA PRODUÇÃO ENXUTA	21
2.3	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS	24
2.4	MULTIPLE CRITERIA DATA ENVELOPMENT ANALYSIS (MCDEA).....	26
2.5	BiO-MCDEA	28
3.	DESCRIÇÃO E MODELAGEM	30
3.1	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA.....	30
3.2	MODELAGEM.....	30
3.3	ANÁLISE DOS RESULTADOS E CONSIDERAÇÕES FINAIS	36
4.	CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÃO PARA FUTURAS PESQUISAS	46
4.1	VERIFICAÇÃO DOS OBJETIVOS.....	46
4.2	SUGESTÕES PARA CONTINUIDADE DO TRABALHO	47
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	48

1. INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) é um método não paramétrico utilizado para avaliar a eficiência relativa de unidades de tomada de decisão (*Decision Making Units* - DMUs), tais DMUs são classificadas em eficientes e ineficientes. Contudo, é necessário aferir corretamente tais classificações, uma vez que incertezas estarão inclusas nos dados obtidos, como, por exemplo, erros ocorridos na medida dos mesmos (WEN; QIN; KANG, 2011). As DMUs consideradas eficientes são aquelas que se encontram na fronteira de eficiência, onde possuem uma taxa de *output/input* igual a 100% (SILVA *et al.*, 2015).

Desde a década de 70, com o surgimento do Sistema Toyota de Produção (STP), as indústrias adotam um sistema de produção enxuta, prezando cada vez mais a velocidade e produtividade para suas linhas. O STP busca o aumento do lucro pela redução de custos, e essa redução se dá pela eliminação de perdas e desperdícios, sendo eles decorrentes de superprodução, transporte, processamento, produtos defeituosos, movimento ou espera.

Qualquer etapa que não agrega valor ao produto deve ser eliminada. Para tanto, o STP possui dois pilares que o sustentam, sendo eles o *Just-In-Time* e a Autonomia, cada um contendo ferramentas e métodos que auxiliam no seu funcionamento (FILHO; KARAWEJCZYK, 2014).

A fim de avaliar a produtividade de máquinas, buscando sempre a melhoria e evolução das mesmas, são necessários indicadores que mostrem se a máquina está em uma situação ideal ou necessita melhorias. O Índice de Eficiência Global ou *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) é um dos índices mais utilizados na indústria pelo fato de conter indicadores de qualidade, eficiência e disponibilidade.

O OEE mede a capacidade total bruta do equipamento, esse indicador vem a ser de grande valia para ter uma ideia da situação produtiva do mesmo, bem como reconhecer operações gargalo (MOELLMANN *et al.*, 2006). Entretanto, devido principalmente a incertezas que podem ser decorrentes de diversos fatores, não há garantia de que esse indicador utilizado isoladamente seja o modo mais preciso de se avaliar a realidade de uma linha de produção.

1.2 DELIMITAÇÕES E QUESTÕES DA PESQUISA

Uma vez que essa pesquisa será feita em uma indústria do setor hidráulico, não há pretensão de que os resultados encontrados possam ser generalizados para outras empresas.

Questões da pesquisa:

- Como combinar o modelo DEA com o OEE?
- A utilização da DEA combinada com o OEE poderá auxiliar na tomada de decisão vinculada a análise da eficiência de máquinas industriais?

1.3 OBJETIVOS

Avaliar a eficiência de máquinas industriais por meio de um modelo multiobjetivo de Análise Envoltória de Dados (DEA) combinada com o OEE.

Objetivos Específicos:

- Comparar os resultados das eficiências de cada máquina calculadas pelo *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) com os dados obtidos por meio do modelo DEA.
- Criar metas para tornar as DMUs ineficientes em eficientes por meio do índice global de eficiência.

1.4 MATERIAIS E MÉTODOS

A pesquisa tem natureza aplicada, com objetivo empírico normativo, uma vez que o presente modelo visa possibilitar ações que sejam benéficas para uma situação existente, a partir do estudo de políticas e estratégias. A abordagem do problema pode ser considerada como quantitativa e o método de pesquisa a modelagem (BERTRAND; FRANSOO, 2002).

A coleta dos dados foi feita com base no banco de dados da empresa e a modelagem e otimização foi desenvolvida com base em programação em VBA- Excel, utilizando o algoritmo SIMPLEX.

1.5 JUSTIFICATIVAS

O cálculo de eficiência das linhas de produção é muito utilizado de acordo com a filosofia de produção enxuta, entretanto os métodos comumente utilizados podem não ser os que melhor representam a realidade com maior precisão, principalmente devido à existência de incertezas (SILVA *et al.*, 2014).

É primordial empregar um método de avaliação que represente da forma mais leal a realidade da empresa, permitindo assim, o acompanhamento tanto da produção presente como da evolução da mesma (NETLAND; SCHLOETZER; FERDOWS, 2015).

Uma vez que o processo de implementação de uma produção enxuta ocorre gradualmente, é necessário a existência da avaliação da situação da empresa, tendo o conhecimento do quanto esta já aderiu à produção enxuta e de quanto é necessário para que se atinja a implementação completa do sistema (BAMFORD *et al.*, 2015).

O OEE é um dos indicadores mais utilizados nas indústrias, uma vez que integra parâmetros de qualidade, eficiência e disponibilidade (HANSEN, 2002). Esses três parâmetros possuem desperdícios os quais dizem respeito a atividades as quais absorvem recursos mas não geram valor (RAMLAN; NGADIMAN; OMAR, 2015), sendo considerado importante para ter conhecimento do desempenho de cada máquina (MOELLMANN *et al.*, 2006).

O OEE é tido como principal indicador para uso ferramentas de grande importância na indústria, como o *Total Productive Maintenance* (TPM) (NGADIMAN; HUSSIN; MAJID, 2012). Entretanto, mesmo com sua aplicação em grande parte das indústrias, a mensuração do OEE não possui um padrão universal, sendo seu método de medida diferente de acordo com a empresa (FRANCESCO, 2014).

A DEA por meio da comparação da eficiência das *Decision Making Units* (DMUs) ou unidades tomadoras de decisão, possibilita mensurar o desempenho do processo, auxiliando à tomada de decisão baseada na identificação de operações ineficientes (SILVA *et al.*, 2015; KAO; LIN, 2012).

A DEA é amplamente usada para definir os melhores processos dentro de uma certa indústria, fornecendo dados que servem de *benchmark* de desempenho para as demais operações (COOK; TONE; ZHU, 2014). Sendo considerada uma ferramenta matemática não paramétrica, a DEA mensura a eficiência relativa de DMUs, podendo ser aplicada em diversos setores como educação, saúde, financeiro e industrial, fornecendo dados que possibilitam a melhoria desses setores (MIRHEDAYATIAN; AZADI; SAEN, 2014).

Este trabalho, portanto, visa reproduzir um método de análise para mensurar a eficiência de processos por meio da utilização do OEE juntamente com o DEA, de forma a se obter um índice que mostre quais DMUs e variáveis devem ser priorizadas a fim de se obter a eficiência das máquinas.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho se divide em mais três capítulos. O segundo capítulo traz a fundamentação teórica do modelo DEA; o terceiro capítulo mostra a descrição e modelagem do problema, a análise dos resultados e considerações finais; o quarto capítulo apresenta as conclusões e recomendações para futuras pesquisas, e finalizando o trabalho apresenta-se as referências bibliográficas.

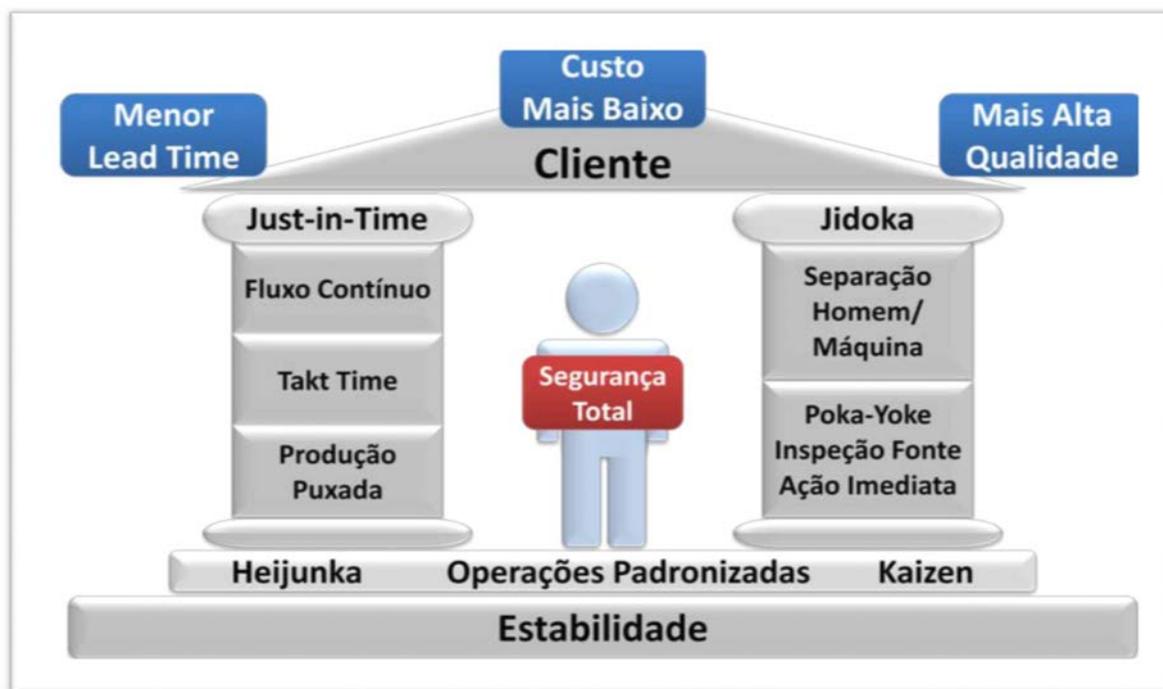
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 SISTEMA TOYOTA DE PRODUÇÃO

Junto com a necessidade de atender as crescentes demandas e constantes mudanças de desejos e necessidades de clientes, as empresas se viram obrigadas a buscar novos métodos para atender as exigências da produção voltada ao cliente, bem como se manter competitivas no mercado (TEKIN *et al.*, 2015). Em meio a tal cenário, surgiu o Sistema Toyota de Produção (STP), o qual visa a padronização, redução de desperdícios e maximização da eficiência através de métodos e ferramentas inovadoras (CHOWDHURY, 2014). Tal sistema, também conhecido como produção enxuta, revolucionou o modo de gerência de grandes indústrias (GHINATO, 1995).

O toyotismo tem sua fundamentação em dois pilares: o *Just-in-Time* (JIT) e a Autonomiação (*Jikoda*). Como alicerces possui o *Heijunka*, Trabalho Padronizado e *Kaizen* (LIKER, 2005).

Figura 1 - Casa do Sistema Toyota de Produção



Fonte: Liker (2005).

Uma possível definição de *Just-in-Time* é a produção que supre a necessidade dos itens com a quantidade exata, no tempo e local correto (GHINATO, 1995). Sendo assim, uma técnica de gerenciamento que visa mudar a produção de certo ambiente, podendo ser tanto na área de

produção ou em outras áreas de uma empresa, utilizando de diversos conceitos e ferramentas (MOTTA, 1993).

Três elementos são primordiais quando se trata da aplicação correta do *Just-in-Time*, sendo eles o *takt time*, a produção puxada e o fluxo contínuo.

- a) **Takt Time:** De acordo com Narusawa e Shook (2009) *takt time* pode ser definido como a frequência na qual é necessário produzir uma peça ou produto para suprir a demanda dos clientes, baseado na taxa de vendas. O ritmo de produção segue o ritmo de vendas, então todos os processos na produção devem ser planejados de acordo com a demanda da empresa. Sendo assim, a produção deve mudar de acordo com o aumento ou diminuição da demanda (FEKETE; HULVEJ, 2013).
- b) **Produção Puxada:** A produção puxada é baseada em fabricar apenas o que foi pedido, ou seja, a produção de cada processo é voltada para repor o que o processo seguinte utilizou. Esse tipo de produção resulta na diminuição de estoques entre processos (AMARAL; GUERREIRO, 2014). Esse sistema é benéfico também pelo fato de permitir uma maior autonomia para os próprios operadores, permitindo que os mesmos sejam responsáveis pela programação diária naquela linha de produção (FIGUEIREDO, 2010).

Na produção puxada, a utilização do *Kanban* demonstra grande importância, tornando-se uma das ferramentas do pilar do *Just-in-Time* que consiste na utilização de recursos visuais, muitas vezes cartões, como sinal para o processo predecessor começar a fabricar no momento correto (RAHMANA; SHARIFB, 2013).

- c) **Fluxo Contínuo:** O Fluxo Contínuo dita que, no estado ideal, peças devem ser produzidas deslocando seus itens de um processo a outro sem que haja intermissões ou paradas entre processos. A execução de um Fluxo Contínuo implica diretamente em um aumento da produtividade e induz melhorias de processos. Entre os benefícios da utilização do Fluxo Contínuo estão a identificação de ociosidade no processo, aumento de espaço liberado e diminuição de estoques (BULHÕES; PICCHI, 2013).

A Automação tem como objetivo a separação entre homem e máquina, tirando ao máximo a dependência do operador com relação ao equipamento (ARAUJO; COSTA, 2012). Dessa forma, visa identificação e correção rápida de problemas ocorrentes em processos por meio de recursos como: mecanismos de detecção e parada de máquina no caso de defeitos e alarmes que mostram onde a intervenção do operador será necessária (BOAKYE-ADJEI *et al.*, 2014).

- d) **Separação Homem Máquina:** Para a implementação da Autonomia, o operador deve ser separado ao máximo da máquina, possibilitando que o mesmo atue em mais de um equipamento ao mesmo tempo e permita que a máquina “tome a decisão” de parar em casos de anormalidades para que o homem encontre a solução, evitando que produtos defeituosos sejam fabricados (ARAUJO; COSTA, 2012).
- e) **POKA YOKE:** *Poka Yoke* são dispositivos criados para prevenção de erros nos processos. Normalmente são de baixo custo, podendo ser, por exemplo, sensores que detectam se a peça produzida está nas dimensões corretas ou pinos colocados em peças que encaixe em certo componente, prevenindo que o operador monte o produto na posição errada (BOAKYE-ADJEI *et al.*, 2014).

2.2 INDICADORES DA PRODUÇÃO ENXUTA

O Sistema Toyota de Produção possui diversos indicadores que demonstram a situação de diferentes pontos de um processo e permitem a aplicação de projetos em melhoria contínua. Para Maskell, Baggaley e Grasso (2011) os indicadores em uma empresa devem ser divididos em três categorias: os indicadores de célula, de fluxo e indicadores para a empresa como um todo.

Os indicadores de célula são aqueles utilizados para auxiliar os operadores a produzirem produtos com qualidade, no tempo correto e de acordo com as necessidades do cliente. Geralmente, consistem em medidas coletadas a cada hora e de forma visual pelo próprio operário. Seu foco encontra-se em atender as necessidades imediatas a fim de criar valor para o cliente (MASKELL; BAGGALEY; GRASSO, 2011).

Indicadores de fluxo são formulados para encorajar a melhoria contínua do fluxo de valor de processos (MASKELL; BAGGALEY; GRASSO, 2011). A empresa como um todo são mais focados em indicadores financeiros do que em indicadores de célula e de fluxo (MASKELL; BAGGALEY; GRASSO, 2011).

Dentre os diversos indicadores existentes, destacam-se:

Day by the Hour:

Indicador que demonstra a capacidade da célula em atender o seu *takt time*. É um indicador primordial para a empresa. Permite que o operador trabalhe focado em manter uma produção constante que atenda a demanda do cliente, provendo informações rápidas sobre problemas nas células. Assim, possibilita atuação igualmente rápida para correção dos mesmos e permite a criação de um banco de dados que pode ser usado para corrigir permanentemente

anomalias recorrentes. A produção é apontada pelo operador a cada hora em um relatório, podendo ser um quadro branco, por exemplo, que contém a quantidade necessária para atingir o *takt time* (MASKELL; BAGGALEY; GRASSO, 2011).

First-Time-Through (FTT):

A mensuração do *First-Time-Through* tem por objetivo verificar se cada célula está produzindo peças conformes na primeira tentativa, ou seja, sem a geração de refugo ou necessidade de retrabalho. Apesar de aparentar ser um índice de qualidade, o FTT é na verdade um índice da eficácia do trabalho padrão na célula. O trabalho padrão, por sua vez, é de extrema importância, visto que define cada passo do fluxo da produção que deve ser seguido para que se obtenha o produto conforme e no menor tempo possível (MASKELL; BAGGALEY; GRASSO, 2011).

O cálculo do FTT, de acordo com Maskell, Baggaley e Grasso (2011), pode ser feito por meio de (1):

$$FTT = (\text{Unidades Processadas} - \text{Unidades Rejeitadas}) / (\text{Unidades Processadas}) \quad (1)$$

Pode-se calcular o FTT para cada processo dentro de uma mesma célula. O FTT da célula como um todo será, portanto, o produto das porcentagens calculadas para cada processo contido na célula (MASKELL; BAGGALEY; GRASSO, 2011).

WIP-to-SWIP:

Ambos o WIP (*work-in-progress*) e o SWIP (*standard work-in-progress*) são indicadores de estoque. Cada célula deve conter certa quantidade de inventário que é, geralmente, determinada pela quantidade de *Kanbans* entre cada centro de trabalho da célula. O *Kanban*, por sua vez, torna-se ferramenta essencial para o funcionamento do sistema de produção puxado, uma vez que, não obedecido, deixa o processo instável e por consequência a produção diminui (MASKELL; BAGGALEY; GRASSO, 2011).

A medição do WIP-to-SWIP é feita para averiguar a efetividade do sistema puxado de produção. Se o inventário na célula se mantém constante e igual ao padronizado (*standard work-in-progress*) para aquela célula, então o sistema puxado de produção está funcionando de maneira adequada (MASKELL; BAGGALEY; GRASSO, 2011).

Para o cálculo do WIP-to-SWIP, divide-se a quantidade de inventário presente dentro da célula pela quantidade de inventário padronizada, conforme está em (2):

$$\text{WIP-to-SWIP} = (\text{Estoque Real na Célula}) / (\text{Estoque Planejado na Célula}) \quad (2)$$

Overall Equipment Effectiveness (OEE):

O OEE é um indicador quantitativo muito utilizado para monitorar e controlar a produtividade de equipamentos em sistemas de manufatura, principalmente em ambientes de produção em massa, auxiliando também na aplicação de melhorias de processo (TSAROUHAS, 2013). De acordo com Zammori (2015), o OEE é o método mais preciso de se analisar o desempenho real de um equipamento, medindo a eficiência por meio da comparação do desempenho real com a capacidade nominal do equipamento. O OEE representa de forma geral a eficácia de uma linha de produção e é calculado a partir de três indicadores: Disponibilidade, Desempenho e Qualidade (TSAROUHAS, 2013).

A Disponibilidade mostra quanto do tempo disponível do equipamento está sendo realmente utilizado. É influenciada por perdas como falha no equipamento e *setup* realizado entre o final da produção de uma peça e começo de outra (TSAROUHAS, 2013). Pode ser calculado de acordo com a equação (3):

$$\text{Disponibilidade} = (\text{Tempo Disponível} - \text{Tempo Parado}) / (\text{Tempo Disponível}) \quad (3)$$

O Desempenho avalia quanto tempo é realmente gasto com a produção de determinado produto e o compara com o tempo considerado ideal para produção desse mesmo produto. Fatores como pequenas paradas devido a mau funcionamento ou velocidade da máquina da nominal, influenciam negativamente esse indicador (TSAROUHAS, 2013). É calculado por meio de (4):

$$\text{Desempenho} = (\text{Tempo de Ciclo} \times \text{Total de Itens}) / \text{Tempo de Operação} \quad (4)$$

O indicador Qualidade demonstra a quantidade de produtos não conformes produzidos. Esse indicador é influenciado pela produção de produtos fora da especificação e por retrabalhos (TSAROUHAS, 2013). Pode ser calculado da mesma maneira que se calcula o FTT, ou seja utilizando-se (1).

O cálculo do OEE é feito por meio da multiplicação dos três indicadores:

$$\text{OEE} = \text{Disponibilidade} \times \text{Desempenho} \times \text{Qualidade} \quad (5)$$

Para ser considerado eficiente, um equipamento deve obter um OEE maior ou igual a 85%, considerado valor de desempenho de classe mundial (TSAROUHAS, 2013).

Empresas costumam reinterpretar e modificar o cálculo do OEE para atender suas necessidades específicas, fazendo a implementação do OEE variável de empresa para empresa, o que torna desafiador comparar tal índice entre companhias (ZAMMORI, 2015).

2.3 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

A Análise Envoltória de Dados (DEA) foi criada por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), tomando como base a caracterização de eficiência de Farrell (1957). É descrito como um modelo matemático aplicado a dados observados a fim de prover um novo modo de se obter estimativas empíricas de certas relações entre dados (COOPER; SEIFORD; ZHU, 2013).

O método DEA pode ser aplicado na avaliação do desempenho de diversos setores engajados em diferentes contextos e atividades. Consiste na avaliação do desempenho de unidades de tomada de decisão, ou DMUs, com múltiplas entradas, ou *inputs*, em múltiplas saídas, ou *outputs*. Por meio da comparação de entradas e saídas, uma fronteira de eficiência é determinada. A DMU que se encontra mais perto da fronteira de eficiência é considerada a mais eficiente (COOPER; SEIFORD; ZHU, 2013).

De acordo com Banker *et al.* (1989), o número de DMUs escolhidas deve ser igual ou maior do que o triplo da soma dos *inputs* e *outputs* selecionados.

Dentre os muitos métodos de se determinar as fronteiras de eficiência, destacam-se os modelos CCR (*Constant Returns to Scale – CRS*) e BCC (*Variable Returns to Scale – VRS*). Proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), o modelo CCR foi o primeiro a ser desenvolvido para a DEA e parte do pressuposto de que qualquer variação em entradas irá gerar variações proporcionais nas saídas. Já o modelo BCC, foi desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper (1984) e tem como diferença do modelo CCR o fato de considerar retornos variáveis de escala. O modelo CCR, na análise do desempenho, leva em consideração a escala de produção, diferentemente do BCC que considera cada DMU dentro de sua própria escala (CORTEZ, 2013).

O modelo de programação fracionária pode ser formulado pelas expressões (6) – (9):

$$\text{Max } wo = \frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{i0}} \quad (6)$$

Sujeito a:

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{ij}} \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (8)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

Considerando a DMU₀ a DMU a ser analisada, tem-se: w_0 como valor ótimo de eficiência desta DMU₀; y_{rj} e x_{ij} representam, respectivamente, o valor da r -ésima saída para a j -ésima DMU o valor da i -ésima entrada para a j -ésima DMU; y_{r0} e x_{i0} são, respectivamente, os valores da r -ésima saída e da i -ésima entrada para a DMU₀;

A formulação de (6) – (9) é não linear (modelo CCR), podendo então ter várias soluções ótimas. É possível então linearizar o modelo acima, deixando-o orientado ao *input*. A linearização resulta em um modelo conhecido por modelo dos multiplicadores (Primal) com orientação ao *input*, apresentado pelas expressões (10) – (14):

$$\text{Max } w_0 = \sum_{r=1}^s u_r Y_{r0} \quad (10)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (11)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (13)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (14)$$

Tomando como base as equações (10) – (14) o modelo DEA BCC foi proposto por Banker, Charnes e Cooper (1984). Tal modelo é apresentado a seguir nas expressões (15) – (19):

$$\text{Max } w_0 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + c_0 \quad (15)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + c_0 \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (17)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (18)$$

$$c_0 \text{ irrestrita} \quad (19)$$

O modelo dado por (15) – (19) é conhecido por modelo primal ou modelo dos multiplicadores. Utilizando o teorema da dualidade forte, o modelo dual encontra o mesmo valor ótimo para a função objetivo, contanto que tal valor exista.

O objetivo do Modelo dual ou modelo do Envelope é minimizar o valor de h_0 para o caso da orientação ao input e maximizar o valor de h_0 para o caso da orientação ao output. A variável λ_j diz respeito ao coeficiente de importância, em outras palavras, a identificação dos *benchmarks*.

O Modelo Envelope é apresentado pelas seguintes equações no modelo CCR:

Minimização de Inputs:

$$\text{Min } h_0 \quad (20)$$

Sujeito a:

$$h_0 x_{i0} \geq \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j, \forall i \quad (21)$$

$$y_{r0} \leq \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j, \forall r \quad (22)$$

$$\lambda_j \geq 0, \forall r \quad (23)$$

Maximização de Outputs:

$$\text{Max } h_0 \quad (24)$$

Sujeito a:

$$x_{i0} \geq \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j, \forall i \quad (25)$$

$$h_0 y_{r0} \leq \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j, \forall r \quad (26)$$

$$\lambda_j \geq 0, \forall j \quad (27)$$

Para obter o modelo BCC basta inserir a restrição que o somatório $\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$.

2.4 MULTIPLE CRITERIA DATA ENVELOPMENT ANALYSIS (MCDEA)

Uma desvantagem do modelo DEA clássico (CCR e BCC) é a falta de discriminação entre DMUs eficientes, o que muitas vezes acaba por ocasionar a classificação de muitas DMUs como eficientes, mesmo quando estas são ineficientes, ou seja, uma ponderação excessiva da eficiência.

Tal problema se torna mais frequente quando a regra de ouro proposta por Banker *et al.* (1989) não é cumprida, ou seja, quando a quantidade de DMUs é menor do que o triplo da soma das quantidades de *inputs* e *outputs* do modelo ou esta quantidade é menor que o produto do número de *input* pelo número de *output*, adotando-se o critério que estabelecer a maior quantidade de DMUs.

A fim de aumentar a capacidade de discriminação e de, assim, ser mais criterioso, foi sugerido o modelo *Multiple Criteria Data Envelopment Analysis* (MCDEA) por Li e Reeves (1999). Este modelo consiste na resolução de três objetivos: utilizar a definição de eficiência relativa, incorporando a solução do modelo DEA clássico, o *Minimax*, que visa minimizar o desvio máximo, e o *Minsum*, que busca minimizar a soma dos desvios. Tais objetivos são analisados separadamente, sendo que o *Minimax* e o *Minsum* possuem um caráter mais restritivo, ou seja, acabam selecionando um número menor de DMUs eficientes (LI; REEVES, 1999).

Considere o equacionamento do modelo MCDEA abaixo, onde tem-se n DMUs que utilizam m entradas e s saídas:

$$\text{Min } d_0 \text{ (ou max } \theta_0 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0}) \quad (28)$$

$$\text{Min } M \quad (29)$$

$$\text{Min } \sum_{j=1}^n d_j \quad (30)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (31)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (32)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (33)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (34)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (35)$$

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

O primeiro objetivo (solução do modelo clássico) é descrito por (28), uma vez que trata-se de uma medida da ineficiência, onde a DMU₀ é eficiente em $h_0 = 1 - d_0$, em que h_0 é a medida da eficiência no modelo clássico do DEA. *Minimax* é descrito pela equação (29), sendo que M representa a quantidade máxima de todas as variáveis de desvio d_j . *Minsum* é representado pela equação (30), sendo esta a menor soma das variáveis de desvio. Um ponto importante a ser observado é a equação (33), a qual assegura que $d_j \geq 0$ sem alterar a região factível da solução.

2.5 BiO-MCDEA

A grande dificuldade apresentada no MCDEA é o fato de que cada objetivo pode ser resolvido separadamente, porém há a necessidade de encontrar uma solução que otimize os objetivos simultaneamente. Bal et al. (2010) sugeriu o modelo GPDEA, que consiste na aplicação da Programação de Metas (*Goal Programming*) para resolver os três objetivos simultaneamente. Contudo, tal modelo apresenta certos problemas, como o fato de que os pesos de entrada e saída não são bem discernidos. Portanto, pela necessidade de um modelo que otimize os três objetivos simultaneamente, além de prover uma melhor discriminação das DMUs, foi criado por Ghasemi, Ignatius e Emrouznejad (2013) o BiO-MCDEA (*bi-objective multiple criteria Data Envelopment Analysis*).

Como dito anteriormente, o MCDEA consiste em três objetivos: minimizar d_0 , minimizar M e minimizar a soma das variáveis de desvio ($\sum_{j=1}^n d_j$). A fim de transformar os três objetivos em um único objetivo ponderado, obtemos a seguinte função:

$$w_1 d_0 + w_2 M + w_3 \sum_j d_j \quad (37)$$

Os pesos (w_1 , w_2 e w_3) da equação (48) podem ser variados para obter diferentes soluções. Seguindo essa premissa, pode-se observar que, como o primeiro objetivo diz respeito ao modelo clássico do DEA e, como apontado por Li e Reeves (1999), o mesmo possui a menor discriminação dentre os demais, o objetivo w_1 pode então ser retirado da função. Portanto, o modelo BiO-MCDEA consiste em resolver os dois objetivos ponderados restantes (w_2 e w_3). Pelo fato de que, quando $\sum_{j=1}^n d_j$, para n igual o número de DMUs é minimizada, d_0 será também minimizado, o valor do peso w_1 é nulo (GHASEMI; IGNATIUS; EMROUZNEJAD, 2013).

O equacionamento do modelo BiO-MCDEA está em (30) – (36):

$$\text{Min } h = (w_2 M + w_3 \sum_{j=1}^n d_j) \quad (30)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (31)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{r=1}^s v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (32)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (33)$$

$$u_r \geq \varepsilon, \quad r = 1, 2, \dots, n \quad (34)$$

$$v_i \geq \varepsilon, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (35)$$

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

Nesse equacionamento temos: d_0 como o desvio para a DMU₀ e d_j como o desvio para a j -ésima DMU. A eficiência da DMU₀ será de $(1 - d_j)$. A equação (33) garante que M tenha o valor do desvio máximo. As especificações de limite inferior das equações (34) a (36) contempla o domínio das variáveis.

Percebe-se, que o BiO-MCDEA é um método que permite a resolução de modelos de MCDEA, oferecendo assim uma discriminação maior para DMUs, o que vem a ser de grande valia, principalmente quando se é deparado com uma matriz que possui um número de entradas e saídas muito superior ao número de DMUs.

3. DESCRIÇÃO E MODELAGEM

3.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

O presente trabalho usa como referência uma empresa multinacional no setor industrial no Vale do Paraíba. Essa empresa, assim como outras do mesmo setor, possui grandes oportunidades para implementação de ferramentas e conceitos da Engenharia de Produção que auxiliem na avaliação de eficiência e tomada de decisão.

Foi escolhido o modelo DEA para ser combinado com o atual OEE medido na empresa, uma vez que a técnica DEA permite a avaliação de diferentes unidades de tomada de decisão (DMU's), permitindo a comparação da eficiência ou ineficiência por ambos os modelos e proporcionando a verificação da validade da medição de eficiência pelo OEE.

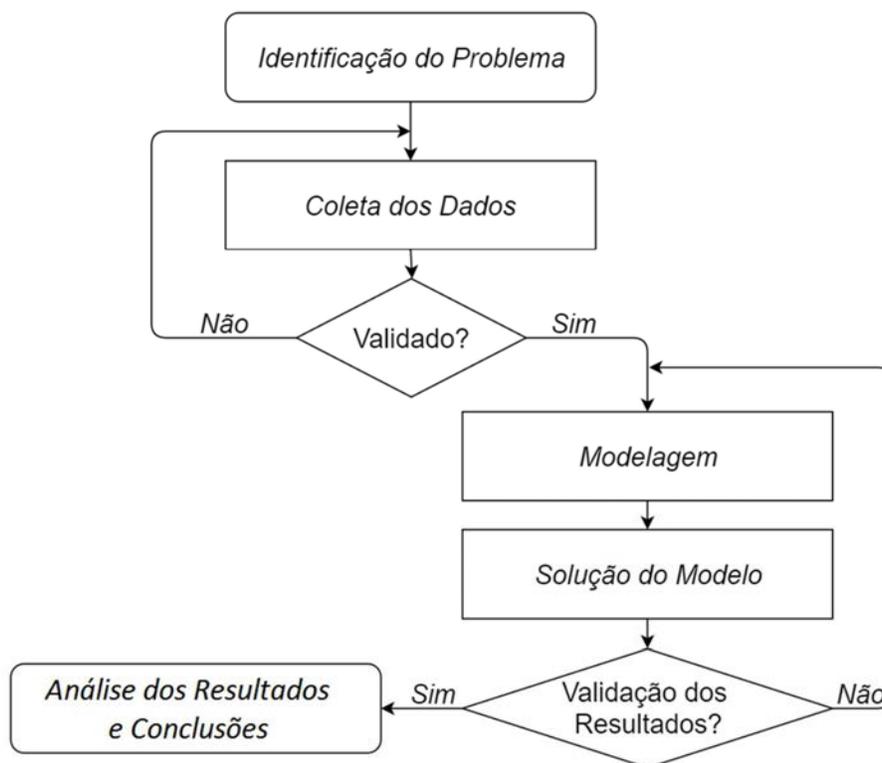
3.2 MODELAGEM

A modelagem é um recurso utilizado a fim de auxiliar no entendimento do cenário, possibilitando a sua compreensão e conseqüentemente tomadas de decisão mais conscientes. A modelagem consiste na definição das variáveis atuantes no problema e a descrição matemática que retrata o cenário estudado (SILVA; MARINS; MONTEVECHI, 2013).

Uma vez que temos a intenção nesse trabalho de medir e comparar as DMUs escolhidas entre si, foi escolhido o modelo DEA BCC que leva em consideração retornos variáveis de escala, permitindo assim que seja criado um *ranking* entre as DMUs.

As fases da pesquisa realizada são ilustradas na Figura 2.

Figura 2 - Processo de Modelagem



Fonte: Adaptado de Silva, Marins e Montevechi (2013).

Etapa (a) – Identificação do problema – O problema a ser analisado consiste em encontrar a melhor maneira de determinar a eficiência de 35 linhas de produção em uma indústria no Vale do Paraíba.

Etapa (b) – Coleta dos dados – Os dados coletados são relativos à produção de 12 máquinas operando em três turnos durante o período de 23 dias na indústria analisada. O problema, como mencionado anteriormente, foi modelado utilizando primeiramente o modelo DEA BCC, porém, como será detalhado, foi necessário a utilização do modelo BiO-MCDEA. Os modelos incluíram as seguintes variáveis:

Inputs:

- *Downtime*: Variável que indica o tempo em minutos no qual a máquina ficou parada por qualquer motivo não planejado.
- Quantidade Planejada: Variável que indica a quantidade de produção em metros que foi planejada na DMU em questão.

- Velocidade Média Nominal: Variável que representa a velocidade média produzida por hora do produto na DMU em questão durante o período analisado.

Output:

- Quantidade Produzida: Variável que representa a quantidade em metros de produto produzido no período analisado.

A matriz de *inputs* e *outputs* na Tabela 1.

Tabela 1 - Matriz de *inputs* e *outputs*

DMU	<i>DOWNTIME</i> [MIN]	QUANTIDADE PLANEJADA [M]	VELOCIDADE MÉDIA NOMINAL [M/H]	QUANTIDADE PRODUZIDA [M]
	<i>INPUT 1</i>	<i>INPUT 2</i>	<i>INPUT 3</i>	<i>OUTPUT 1</i>
DMU 1	118,22	367,52	31,79	254,30
DMU 2	91,30	384,00	38,61	308,87
DMU 3	133,26	267,13	19,90	159,22
DMU 4	125,22	400,00	37,53	300,22
DMU 5	95,22	400,00	40,08	320,65
DMU 6	131,09	278,26	20,49	163,91
DMU 7	195,00	427,83	31,41	251,30
DMU 8	196,09	427,83	31,66	253,26
DMU 9	191,30	302,61	16,22	129,78
DMU 10	257,61	636,52	36,90	295,22
DMU 11	228,48	636,52	43,26	346,09
DMU 12	24,78	104,35	5,43	43,48
DMU 13	264,52	560,00	31,11	248,91
DMU 14	195,87	560,00	40,54	324,35
DMU 15	14,13	42,61	3,29	26,30
DMU 16	238,65	560,00	34,76	278,04
DMU 17	196,30	560,00	40,82	326,52
DMU 18	15,22	42,61	2,91	23,26
DMU 19	186,52	480,00	36,47	291,74
DMU 20	232,65	480,00	30,16	241,30
DMU 21	23,26	36,52	1,30	10,43
DMU 22	376,96	400,00	8,59	68,70
DMU 23	281,74	393,48	18,75	150,00
DMU 24	13,04	34,78	0,82	6,52
DMU 25	251,65	372,17	21,20	169,57
DMU 26	201,52	372,17	26,55	212,39
DMU 27	33,91	111,30	8,64	69,13

DMU 28	234,13	320,00	20,46	163,70
DMU 29	163,04	320,00	25,82	206,52
DMU 30	41,09	97,39	9,13	73,04
DMU 31	180,96	403,48	30,33	242,61
DMU 32	157,07	401,74	33,97	271,74
DMU 33	13,80	35,65	3,48	27,83
DMU 34	348,26	720,00	22,28	178,26
DMU 35	363,04	720,00	22,12	176,96

Fonte: Autor

Etapa (c) – Modelagem – Para realizar a modelagem, foi utilizado o *software Excel*, com utilização da ferramenta *SOLVER* com programação em VBA para a obtenção dos resultados do modelo DEA- BCC clássico e para o modelo BiO-MCDEA-BCC.

Primeiramente, foi utilizado o modelo DEA - BCC clássico, dado por (15) - (18). Os resultados obtidos pelo *software Excel* constam na Tabela 2.

Tabela 2 - Resultados do Modelo DEA BCC (Matriz de *inputs* e *outputs* não normalizada e normalizada)

DMU	EFICIÊNCIA PARA MATRIZ DE INPUT/OUTPUT NÃO NORMALIZADA [%]	EFICIÊNCIA PARA MATRIZ DE INPUT/OUTPUT NORMALIZADA [%]
DMU 1	100%	100%
DMU 2	100%	100%
DMU 3	100%	100%
DMU 4	100%	100%
DMU 5	100%	100%
DMU 6	100%	100%
DMU 7	100%	100%
DMU 8	100%	100%
DMU 9	100%	100%
DMU 10	100%	100%
DMU 11	100%	100%
DMU 12	100%	100%
DMU 13	100%	100%
DMU 14	100%	100%
DMU 15	100%	100%
DMU 16	100%	100%
DMU 17	100%	100%
DMU 18	100%	100%
DMU 19	100%	100%
DMU 20	100%	100%
DMU 21	100%	100%

DMU 22	100%	100%
DMU 23	100%	100%
DMU 24	100%	100%
DMU 25	100%	100%
DMU 26	100%	100%
DMU 27	100%	100%
DMU 28	100%	100%
DMU 29	100%	100%
DMU 30	100%	100%
DMU 31	100%	100%
DMU 32	100%	100%
DMU 33	100%	100%
DMU 34	100%	100%
DMU 35	100%	100%

Fonte: Autor

Como pode ser visto na Tabela 2, os resultados obtidos pelo modelo DEA BCC clássico não foram pertinentes, uma vez que todas as DMUs foram consideradas eficientes. Suspeitando de um possível problema ocasionado pela grande diferença de escala entre os dados da Matriz de *inputs* e *outputs* foi criado uma nova matriz com os dados normalizados por meio da aplicação do logaritmo neperiano dos mesmos. Esta matriz pode ser encontrada na Tabela 3. Contudo, os resultados obtidos foram mais uma vez iguais, ou seja, todas as DMUs foram consideradas eficientes.

Tabela 3 - Matriz de *inputs* e *outputs* com valores normalizados

DMU	<i>DOWNTIME</i> [MIN]	QUANTIDADE PLANEJADA [M]	VELOCIDADE MÉDIA NOMINAL [M/H]	QUANTIDADE PRODUZIDA [M]
	<i>INPUT 1</i>	<i>INPUT 2</i>	<i>INPUT 3</i>	<i>OUTPUT 1</i>
DMU 1	4,77	5,91	3,46	5,54
DMU 2	4,51	5,95	3,65	5,73
DMU 3	4,89	5,59	2,99	5,07
DMU 4	4,83	5,99	3,63	5,70
DMU 5	4,56	5,99	3,69	5,77
DMU 6	4,88	5,63	3,02	5,10
DMU 7	5,27	6,06	3,45	5,53
DMU 8	5,28	6,06	3,45	5,53
DMU 9	5,25	5,71	2,79	4,87
DMU 10	5,55	6,46	3,61	5,69
DMU 11	5,43	6,46	3,77	5,85
DMU 12	3,21	4,65	1,69	3,77

DMU 13	5,58	6,33	3,44	5,52
DMU 14	5,28	6,33	3,70	5,78
DMU 15	2,65	3,75	1,19	3,27
DMU 16	5,48	6,33	3,55	5,63
DMU 17	5,28	6,33	3,71	5,79
DMU 18	2,72	3,75	1,07	3,15
DMU 19	5,23	6,17	3,60	5,68
DMU 20	5,45	6,17	3,41	5,49
DMU 21	3,15	3,60	0,27	2,35
DMU 22	5,93	5,99	2,15	4,23
DMU 23	5,64	5,98	2,93	5,01
DMU 24	2,57	3,55	-0,20	1,88
DMU 25	5,53	5,92	3,05	5,13
DMU 26	5,31	5,92	3,28	5,36
DMU 27	3,52	4,71	2,16	4,24
DMU 28	5,46	5,77	3,02	5,10
DMU 29	5,09	5,77	3,25	5,33
DMU 30	3,72	4,58	2,21	4,29
DMU 31	5,20	6,00	3,41	5,49
DMU 32	5,06	6,00	3,53	5,60
DMU 33	2,62	3,57	1,25	3,33
DMU 34	5,85	6,58	3,10	5,18
DMU 35	5,89	6,58	3,10	5,18

Fonte: Autor

Banker et al. (1989) observa que resultados não coerentes são obtidos se houver uma quantidade de variáveis muito maior que a quantidade de DMUs. No caso analisado, o inverso ocorre, ou seja, existe um número de DMUs muito maior do que o número de entradas e saídas, portanto houve a suspeita de que nesta situação também há a dificuldade de analisar os dados por meio do modelo DEA-BCC clássico. Sendo assim, verificou-se a necessidade da aplicação de um modelo mais criterioso. Foi então selecionado e utilizado o modelo BiO-MCDEA. Sabe-se que o modelo BiO-MCDEA possui grande interferência devido a escala, portanto as eficiências foram calculadas tomando como base os dados normalizados (Tabela 3).

3.3 ANÁLISE DOS RESULTADOS E CONSIDERAÇÕES FINAIS

O modelo BiO-MCDEA está formulado em (49) - (55). Os resultados foram obtidos por meio do *software Excel*, utilizando a ferramenta *SOLVER* e a programação em VBA. Foram encontradas as eficiências de cada uma das 35 DMUs para $\varepsilon = 0,001$ e $\varepsilon = 0,0001$, em seguida sendo comparadas com os valores do OEE. Foram utilizados dois valores de ε porque na proposta do BiO-MCDEA feita por Ghasemi, Ignatius e Emrouznejad (2013), são utilizados diferentes valores de ε , comparando seus resultados. Portanto, foram escolhidos nesse trabalho dois valores de ε para realizar a comparação entre os resultados e verificar qual se adequa mais para o caso apresentado. Multiplicando os valores encontrados para $\varepsilon = 0,0001$ pelo valor do respectivo OEE, tem-se o que foi chamado de Índice Global de Eficiência, utilizado na obtenção metas para cada *input* e *output*. O valor da meta do *input* foi obtido multiplicando o Índice Global de Eficiência pelo valor do *input*, visando a redução do mesmo, e a meta do *output* foi obtida dividindo o valor do *output* pelo índice, buscando o aumento do mesmo. Os resultados de cada eficiência encontram-se na Tabela 4 e as metas encontradas para os *inputs* e *outputs* estão na Tabela 5. Além disso, foram também encontradas as variáveis consideradas relevantes no modelo BiO-MCDEA, tanto para $\varepsilon = 0,001$ quanto para $\varepsilon = 0,0001$. Os resultados estão apresentados nas Tabelas 6 e 7.

Tabela 4 - Resultados do Modelo BiO-MCDEA (para $\varepsilon = 0,0001$ e $\varepsilon = 0,001$), OEE e do Índice de Eficiência Global

DMU	EFICIÊNCIA PARA $\varepsilon =$ 0,0001 (a)	EFICIÊNCIA PARA $\varepsilon =$ 0,001	OEE (b)	ÍNDICE GLOBAL DE EFICIÊNCIA (a x b)
DMU 1	99,9944%	99,9441%	69,1944%	84,5944%
DMU 2	100,0000%	100,0000%	80,4348%	90,2174%
DMU 3	99,9881%	99,8810%	59,6029%	79,7955%
DMU 4	99,9959%	99,9593%	75,0543%	87,5251%
DMU 5	99,9998%	99,9984%	80,1630%	90,0814%
DMU 6	99,9884%	99,8837%	58,9063%	79,4473%
DMU 7	99,9877%	99,8768%	58,7398%	79,3638%
DMU 8	99,9878%	99,8776%	59,1972%	79,5925%
DMU 9	99,9796%	99,7962%	42,8879%	71,4338%
DMU 10	99,9838%	99,8377%	46,3798%	73,1818%
DMU 11	99,9878%	99,8779%	54,3716%	77,1797%
DMU 12	99,9913%	99,9132%	41,6667%	70,8290%
DMU 13	99,9818%	99,8176%	44,4488%	72,2153%
DMU 14	99,9895%	99,8946%	57,9193%	78,9544%

DMU 15	99,9970%	99,9699%	61,7347%	80,8658%
DMU 16	99,9848%	99,8476%	49,6506%	74,8177%
DMU 17	99,9896%	99,8956%	58,3075%	79,1485%
DMU 18	99,9941%	99,9407%	54,5918%	77,2930%
DMU 19	99,9896%	99,8961%	60,7790%	80,3843%
DMU 20	99,9840%	99,8404%	50,2717%	75,1279%
DMU 21	99,9772%	99,7716%	28,5714%	64,2743%
DMU 22	99,9588%	99,5877%	17,1739%	58,5663%
DMU 23	99,9757%	99,7569%	38,1215%	69,0486%
DMU 24	60,3270%	60,3140%	18,7500%	39,5385%
DMU 25	99,9795%	99,7955%	45,5607%	72,7701%
DMU 26	99,9858%	99,8576%	57,0678%	78,5268%
DMU 27	99,9958%	99,9576%	62,1094%	81,0526%
DMU 28	99,9812%	99,8115%	51,1549%	75,5680%
DMU 29	99,9889%	99,8889%	64,5380%	82,2635%
DMU 30	99,9961%	99,9615%	75,0000%	87,4981%
DMU 31	99,9884%	99,8838%	60,1293%	80,0588%
DMU 32	99,9919%	99,9185%	67,6407%	83,8163%
DMU 33	100,0000%	100,0000%	78,0488%	89,0244%
DMU 34	99,9706%	99,7058%	24,7585%	62,3645%
DMU 35	99,9700%	99,7004%	24,5773%	62,2737%

Fonte: Autor

Tabela 5 - Metas das variáveis para cada DMU

DMU	<i>DOWNTIME</i> [MIN]	QUANTIDADE PLANEJADA [M]	VELOCIDADE MÉDIA NOMINAL [M/H]	QUANTIDADE PRODUZIDA [M]
	<i>INPUT 1</i>	<i>INPUT 2</i>	<i>INPUT 3</i>	<i>OUTPUT 1</i>
DMU 1	100,01	310,90	26,89	300,62
DMU 2	82,37	346,43	34,83	342,36
DMU 3	106,34	213,16	15,88	199,53
DMU 4	109,60	350,10	32,85	343,01
DMU 5	85,77	360,33	36,11	355,96
DMU 6	104,15	221,07	16,28	206,32
DMU 7	154,76	339,54	24,93	316,65
DMU 8	156,07	340,52	25,20	318,20
DMU 9	136,66	216,16	11,59	181,68
DMU 10	188,52	465,82	27,01	403,40
DMU 11	176,34	491,27	33,39	448,42
DMU 12	17,55	73,91	3,85	61,38
DMU 13	191,03	404,41	22,47	344,68
DMU 14	154,65	442,14	32,01	410,80
DMU 15	11,43	34,46	2,66	32,53
DMU 16	178,55	418,98	26,00	371,63
DMU 17	155,37	443,23	32,30	412,54

DMU 18	11,76	32,93	2,25	30,09
DMU 19	149,93	385,84	29,31	362,93
DMU 20	174,79	360,61	22,66	321,19
DMU 21	14,95	23,47	0,84	16,23
DMU 22	220,77	234,27	5,03	117,30
DMU 23	194,54	271,69	12,95	217,24
DMU 24	5,16	13,75	0,32	16,49
DMU 25	183,13	270,83	15,42	233,01
DMU 26	158,25	292,26	20,85	270,47
DMU 27	27,49	90,22	7,00	85,29
DMU 28	176,93	241,82	15,46	216,62
DMU 29	134,13	263,24	21,24	251,05
DMU 30	35,95	85,22	7,99	83,48
DMU 31	144,87	323,02	24,28	303,04
DMU 32	131,65	336,72	28,47	324,21
DMU 33	12,29	31,74	3,10	31,26
DMU 34	217,19	449,02	13,90	285,84
DMU 35	226,08	448,37	13,77	284,16

Fonte: Autor

Tabela 6 - Resultados do Modelo BiO-MCDEA (variáveis consideradas relevantes para $\epsilon = 0,001$)

DMU	<i>v1</i>	<i>v2</i>	<i>v3</i>	<i>u1</i>
DMU 1	X	X	X	X
DMU 2	X	X	X	X
DMU 3	X	X	X	X
DMU 4	X	X	X	X
DMU 5	X	X	X	X
DMU 6	X	X	X	X
DMU 7	X	X	X	X
DMU 8	X	X	X	X
DMU 9	X	X	X	X
DMU 10	X	X	X	X
DMU 11	X	X	X	X
DMU 12	X	X	X	X
DMU 13	X	X	X	X
DMU 14	X	X	X	X
DMU 15	X	X	X	X
DMU 16	X	X	X	X
DMU 17	X	X	X	X
DMU 18	X	X	X	X
DMU 19	X	X	X	X
DMU 20	X	X	X	X
DMU 21	X	X	X	X
DMU 22	X	X	X	X
DMU 23	X	X	X	X

DMU 24	X	X	X	X
DMU 25	X	X	X	X
DMU 26	X	X	X	X
DMU 27	X	X	X	X
DMU 28	X	X	X	X
DMU 29	X	X	X	X
DMU 30	X	X	X	X
DMU 31	X	X	X	X
DMU 32	X	X	X	X
DMU 33	X	X	X	X
DMU 34	X	X	X	X
DMU 35	X	X	X	X

Fonte: Autor

Tabela 7 - Resultados do Modelo BiO-MCDEA (variáveis consideradas relevantes para $\varepsilon = 0,0001$)

DMU	<i>v1</i>	<i>v2</i>	<i>v3</i>	<i>u1</i>
DMU 1			X	X
DMU 2			X	X
DMU 3			X	X
DMU 4			X	X
DMU 5			X	X
DMU 6			X	X
DMU 7			X	X
DMU 8			X	X
DMU 9			X	X
DMU 10			X	X
DMU 11			X	X
DMU 12			X	X
DMU 13			X	X
DMU 14			X	X
DMU 15			X	X
DMU 16			X	X
DMU 17			X	X
DMU 18			X	X
DMU 19			X	X
DMU 20			X	X
DMU 21			X	X
DMU 22			X	X
DMU 23			X	X
DMU 24		X		X
DMU 25			X	X
DMU 26			X	X
DMU 27			X	X
DMU 28			X	X
DMU 29			X	X

DMU 30	X	X
DMU 31	X	X
DMU 32	X	X
DMU 33	X	X
DMU 34	X	X
DMU 35	X	X

Fonte: Autor

Com base nos resultados revelados na Tabela 4, pode-se verificar que, das 35 DMUs analisadas, 34 possuem o valor de eficiência superior a 99%. Pode-se considerar que tal fato ocorreu pela existência de um número muito superior de DMUs em relação ao número de variáveis. Contudo, visto que uma DMU é classificada como eficiente apenas se seu valor for exatamente 100%, a análise a partir do modelo BiO-MCDEA mostra-se viável.

Observa-se, analisando os resultados contidos na Tabela 4, que apenas duas DMUs foram consideradas eficientes pelo modelo BiO-MCDEA, a DMU 2 e a DMU 33. Foram calculadas as eficiências das 35 DMUs considerando $\varepsilon = 0,0001$ e $\varepsilon = 0,001$, a fim de se comparar os resultados e realizar uma análise mais crítica. Notou-se que, com exceção das DMUs 2 e 33, todos os valores de eficiência para $\varepsilon = 0,001$ foram menores do que os respectivos valores para $\varepsilon = 0,0001$, no entanto, ainda assim obtendo 34 resultados maiores do que 99%. É interessante observar que, mesmo obtendo eficiências sempre menores, as mesmas duas DMUs eficientes para $\varepsilon = 0,0001$ também são eficientes para $\varepsilon = 0,001$. Entretanto, analisando as variáveis consideradas relevantes, por sua vez presentes nas Tabelas 6 e 7, nota-se que para $\varepsilon = 0,001$ todas as variáveis são consideradas relevantes, sendo este um resultado não factível. Por isso, pode-se concluir que o valor de $\varepsilon = 0,001$ é muito alto, tornando a análise com este valor inviável.

A Tabela 5 mostra as metas para cada *input* e *output* de cada DMU, a fim de tornar tais DMUs eficientes de acordo com o Índice Global de Eficiência. Analisando tal tabela, pode-se verificar que as DMUs que são mais eficientes de acordo com o Índice Global de Eficiência não são necessariamente as que necessitam de uma variação maior em suas entradas. Tomando como exemplo a DMU 21, nota-se que a mesma possui uma eficiência de 64%, contudo, para tornar-se eficiente, deve diminuir o valor do *input* 3, o qual foi visto que é o input considerado mais relevante, de 1,3 para 0,8, o que representa uma mudança relativamente pequena. Contudo, essa mudança deve aumentar o *output* em apenas 5,8, o que pode não representar um valor significativo para a empresa. Em contrapartida, algumas DMUs necessitam diminuições expressivas nos valores dos *inputs*. A DMU 10, por exemplo, necessita que o seu *input* 3 mude de 19,9 para 15,88, uma mudança relativamente alta, no entanto, acarretando em um grande

aumento de seu *output* (aumento de 108,19). Cabe a empresa a análise da exequibilidade da diminuição dos *inputs*, verificando se a máquina e as condições de trabalho permitem tais mudanças.

Por meio da Tabela 7, verifica-se que a variável de saída u_1 (Quantidade Produzida) é considerada relevante para todas as DMUs, o que era previsto devido a existência de apenas um *output*. Com relação às entradas, o *input* 3 (Velocidade Média Nominal) foi considerado relevante para 34 DMUs, sendo apenas não relevante para a DMU 24. Para esse caso, uma possível melhoria poderia ser a revisão das características do maquinário a fim de buscar o aumento da velocidade na qual a máquina atua, visando torná-la eficiente para o modelo BiO-MCDEA. O segundo *input* (Quantidade Planejada) foi considerado relevante apenas para a DMU 24, portanto, para esta DMU, seria viável uma revisão do planejamento de produção. Por sua vez, o primeiro *input* (*Downtime*) não foi considerado relevante para nenhuma DMU.

Observando a Tabela 4 é possível comparar a eficiência de cada DMU entre modelo BiO-MCDEA e o OEE, porém, a fim de melhor distinguir ambos os métodos, foi feito um *ranking* das DMUs de acordo com o BiO-MCDEA e o OEE. Os *rankings* estão apresentados nas Tabelas 8 e 9.

Tabela 8 - Ranking das DMUs de acordo com a Eficiência BiO-MCDEA ($\epsilon = 0,0001$)

DMU	Eficiência BiO-MCDEA ($\epsilon = 0,0001$)	OEE
DMU 2	100,0000%	80,4348%
DMU 33	100,0000%	78,0488%
DMU 5	99,9998%	80,1630%
DMU 15	99,9970%	61,7347%
DMU 30	99,9961%	75,0000%
DMU 4	99,9959%	75,0543%
DMU 27	99,9958%	62,1094%
DMU 1	99,9944%	69,1944%
DMU 18	99,9941%	54,5918%
DMU 32	99,9919%	67,6407%
DMU 12	99,9913%	41,6667%
DMU 19	99,9896%	60,7790%
DMU 17	99,9896%	58,3075%
DMU 14	99,9895%	57,9193%
DMU 29	99,9889%	64,5380%
DMU 31	99,9884%	60,1293%
DMU 6	99,9884%	58,9063%
DMU 3	99,9881%	59,6029%
DMU 11	99,9878%	54,3716%
DMU 8	99,9878%	59,1972%

DMU 7	99,9877%	58,7398%
DMU 26	99,9858%	57,0678%
DMU 16	99,9848%	49,6506%
DMU 20	99,9840%	50,2717%
DMU 10	99,9838%	46,3798%
DMU 13	99,9818%	44,4488%
DMU 28	99,9812%	51,1549%
DMU 9	99,9796%	42,8879%
DMU 25	99,9795%	45,5607%
DMU 21	99,9772%	28,5714%
DMU 23	99,9757%	38,1215%
DMU 34	99,9706%	24,7585%
DMU 35	99,9700%	24,5773%
DMU 22	99,9588%	17,1739%
DMU 24	60,3270%	18,7500%

Fonte: Autor

Tabela 9 - *Ranking* das DMUs de acordo com o OEE

DMU	Eficiência BiO-MCDEA ($\varepsilon = 0,0001$)	OEE
DMU 2	100,0000%	80,4348%
DMU 5	99,9998%	80,1630%
DMU 33	100,0000%	78,0488%
DMU 4	99,9959%	75,0543%
DMU 30	99,9961%	75,0000%
DMU 1	99,9944%	69,1944%
DMU 32	99,9919%	67,6407%
DMU 29	99,9889%	64,5380%
DMU 27	99,9958%	62,1094%
DMU 15	99,9970%	61,7347%
DMU 19	99,9896%	60,7790%
DMU 31	99,9884%	60,1293%
DMU 3	99,9881%	59,6029%
DMU 8	99,9878%	59,1972%
DMU 6	99,9884%	58,9063%
DMU 7	99,9877%	58,7398%
DMU 17	99,9896%	58,3075%
DMU 14	99,9895%	57,9193%
DMU 26	99,9858%	57,0678%
DMU 18	99,9941%	54,5918%
DMU 11	99,9878%	54,3716%
DMU 28	99,9812%	51,1549%
DMU 20	99,9840%	50,2717%
DMU 16	99,9848%	49,6506%
DMU 10	99,9838%	46,3798%
DMU 25	99,9795%	45,5607%
DMU 13	99,9818%	44,4488%
DMU 9	99,9796%	42,8879%

DMU 12	99,9913%	41,6667%
DMU 23	99,9757%	38,1215%
DMU 21	99,9772%	28,5714%
DMU 34	99,9706%	24,7585%
DMU 35	99,9700%	24,5773%
DMU 24	60,3270%	18,7500%
DMU 22	99,9588%	17,1739%

Fonte: Autor

Comparando os *rankings* por ambos os métodos nas Tabelas 8 e 9, nota-se que a DMU 2 é considerada eficiente pelo BiO-MCDEA e também é a DMU mais eficiente de acordo com o OEE, tendo valor de 80,4%. É interessante notar que a DMU 33 é uma das duas DMUs eficientes pelo BiO-MCDEA, porém ocupa terceiro lugar quando se trata do OEE, com valor 78,0488%. A DMU 5, a qual ocupa segundo lugar de acordo com o OEE, ocupa o terceiro lugar no BiO-MCDEA, porém com o valor de 99,9998%, ou seja, muito próxima de ser considerada eficiente.

Nota-se que a DMU 24 é a única DMU que possui o valor da eficiência menor do que 99% pelo BiO-MCDEA, tendo valor de 60,3270%. Entretanto, esta mesma DMU, apesar de possuir um valor muito baixo de OEE (18,75%), não é considerada a menos eficiente pelo método do OEE.

A Tabela 10 compara a posição no *Ranking* de cada DMU entre os modelos BiO-MCDEA e o OEE. Por meio dessa Tabela, é possível observar que apenas 6 DMUs ocupam a mesma posição nos dois *rankings*, ou seja, apenas 17,14% das DMUs são classificados nas mesmas posições nos dois *rankings*. Apesar de muitas DMUs ocuparem posições relativamente próximas (como as DMUs 22 e 24), percebe-se a diferença que há entre os dois modelos.

Tabela 10 - Comparação entre a posição no *Ranking* das DMUs pelo BiO-MCDEA, OEE e Índice Global de Eficiência

POSIÇÃO	BiO-MCDEA	OEE	ÍNDICE GLOBAL DE EFICIÊNCIA
1	DMU 2	DMU 2	DMU 2
2	DMU 33	DMU 5	DMU 5
3	DMU 5	DMU 33	DMU 33
4	DMU 15	DMU 4	DMU 4
5	DMU 30	DMU 30	DMU 30
6	DMU 4	DMU 1	DMU 1
7	DMU 27	DMU 32	DMU 32
8	DMU 1	DMU 29	DMU 29
9	DMU 18	DMU 27	DMU 27
10	DMU 32	DMU 15	DMU 15
11	DMU 12	DMU 19	DMU 19

12	DMU 19	DMU 31	DMU 31
13	DMU 17	DMU 3	DMU 3
14	DMU 14	DMU 8	DMU 8
15	DMU 29	DMU 6	DMU 6
16	DMU 31	DMU 7	DMU 7
17	DMU 6	DMU 17	DMU 17
18	DMU 3	DMU 14	DMU 14
19	DMU 11	DMU 26	DMU 26
20	DMU 8	DMU 18	DMU 18
21	DMU 7	DMU 11	DMU 11
22	DMU 26	DMU 28	DMU 28
23	DMU 16	DMU 20	DMU 20
24	DMU 20	DMU 16	DMU 16
25	DMU 10	DMU 10	DMU 10
26	DMU 13	DMU 25	DMU 25
27	DMU 28	DMU 13	DMU 13
28	DMU 9	DMU 9	DMU 9
29	DMU 25	DMU 12	DMU 12
30	DMU 21	DMU 23	DMU 23
31	DMU 23	DMU 21	DMU 21
32	DMU 34	DMU 34	DMU 34
33	DMU 35	DMU 35	DMU 35
34	DMU 22	DMU 24	DMU 22
35	DMU 24	DMU 22	DMU 24

Fonte: Autor

Nota-se também que 9 DMUs encontram-se entre as 10 DMUs mais eficientes em ambos os *rankings*, contudo, apenas 2 delas se encontram na exata mesma posição (DMU 2 na primeira e DMU 30 na quinta posição).

É visto que 9 DMUs estão contidas entre as 10 DMUs menos eficientes em ambos os *rankings*, sendo a DMU 28 a exceção (posição 27 e 22 nos *rankings* BiO-MCDEA e OEE respectivamente). Além disso, 3 dessas 9 DMUs ocupam a mesma posição em ambos os *rankings*.

Observa-se que as posições das DMUs no *ranking* do Índice Global de Eficiência e do OEE se coincidem em 33 das 35 DMUs. Isso ocorre devido ao valor da eficiência para o modelo DEA. Visto que o mesmo é maior que 99% para 34 DMUs, o OEE oferece uma influência maior na multiplicação das eficiências.

É importante lembrar que os dados de produção da empresa são coletados e apontados pelos operadores, visto que, a empresa não trabalhar com uma coleta de dados automatizada, na qual os mesmos são coletados em tempo real e com alta precisão, dúvidas surgem a respeito da confiabilidade dos dados obtidos pela empresa e, conseqüentemente, afetam de maneira negativa e considerável as tomadas de decisão.

A empresa em questão também possui um método adaptado por ela para o cálculo do OEE, bem como muitas empresas que adotam este indicador. Certas paradas de máquina devido ao almoço, jantar ou reuniões com operadores são contabilizados no cálculo do OEE, ou seja, a eficiência durante tais paradas é tratado com sendo zero, reduzindo o valor OEE da máquina, o que pode acabar por esconder a efetividade da máquina. Em contrapartida, a empresa não contabiliza em seu cálculo do OEE o refugo gerado, sendo que, se fosse considerado, o valor do OEE seria menor.

4. CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÃO PARA FUTURAS PESQUISAS

4.1 VERIFICAÇÃO DOS OBJETIVOS

O presente trabalho visou a comparação entre os modelos DEA e OEE, tendo êxito em mostrar suas diferenças, demonstrando a utilidade e capacidade não só do modelo clássico do DEA, como era a intenção inicial, mas também do modelo BiO-MCDEA, que prova ser mais crítico na análise das DMUs. Pode-se concluir que o modelo apresentado pode ser utilizado pela empresa para verificação da situação das máquinas e tomadas de decisão de modo mais direcionado nas variáveis mostradas mais relevantes.

Durante o levantamento dos dados necessários neste trabalho, foi visto que o modo de geração e da coleta de dados pela empresa sofre por depender muito do fator humano, o que acaba gerando valores não muito confiáveis, interferindo assim na análise e na posterior assertividade da tomada de decisão.

É possível concluir que os métodos geram resultados consideravelmente diferentes, visto que apenas 17% das DMUs ocupam as mesmas posições em ambos os *rankings*, como visto na Tabela 10. Entretanto, nota-se que muitas DMUs se encontram em posições relativamente próximas em ambos os *rankings*, já que 9 DMUs estão entre as 10 DMUs mais eficientes em ambos os modelos.

A Tabela 6 revela as variáveis consideradas relevantes para a eficiência das DMUs, mostrando que o modelo BiO-MCDEA provê informações que determinam onde é importante a ação para aumentar a eficiência das DMUs. Nota-se que o *input* 3 foi considerado relevante para 97% das DMUs e o *output* 1 para 100%.

Ressalta-se aqui que os resultados poderiam ter sido mais robustos se houvessem mais variáveis a serem consideradas (*input* e *output*), lembrando que o modelo BiO-MCDEA se tornou necessário neste trabalho justamente pela presença de muitas DMUs para poucas variáveis de entrada e saída. A presença de mais variáveis possibilitaria também um leque de novas oportunidades de melhoria da eficiência das máquinas.

Com a análise dos resultados e da base de dados, observou-se que o OEE é muito afetado, e conseqüentemente mascarado, pela interferência humana. Pelo fato dos dados serem apontados pelos operadores, tais dados não possuem a confiabilidade que deveriam, uma vez que frequentemente a verificação dos valores de saída e entrada são feitos de maneira incorreta, sofrendo aproximações feitas por funcionários. Portanto, há necessidade de implementação de um sistema de obtenção de dados de produção de maneira automatizada.

Recomenda-se então primeiramente, a automatização da geração e coleta de dados já considerados atualmente, bem como de novas variáveis de entrada e saída de produção, a fim de se obter uma análise mais robusta da situação da empresa. Após isso, é recomendado a análise das DMUs por meio da utilização do modelo BiO-MCDEA como complemento da análise do OEE. Tendo em vista os resultados de ambos os modelos, possuindo o BiO-MCDEA um maior número de entradas e saídas, e comparando-os, a análise será muito mais confiável. Ao implementar o BiO-MCDEA, deve-se realizar ações nas variáveis consideradas relevantes por este modelo e analisar a efetividade destas ações, visando atingir as metas obtidas por meio do Índice Global de Eficiência, verificando também se as mesmas são tangíveis. Se os resultados após tais ações demonstrarem o aumento considerável da eficiência das DMUs, pode-se desconsiderar a análise por OEE, visto que este gera uma interpretação vaga dos resultados.

4.2 SUGESTÕES PARA CONTINUIDADE DO TRABALHO

É sugerido para a continuidade desse trabalho e para trabalhos futuros sobre este tema:

- Realizar outro método de normalização nos dados na matriz de *inputs* e *output*, a fim de verificar se os resultados pelo modelo BiO-MCDEA terão valores menores do que 99%.
- Verificar a exequibilidade das metas de *input* e *output* encontrados, analisando se a mudança do valor do *input* gerará o valor desejado do *output*.
- Acrescentar mais variáveis de entrada e saída, como, por exemplo, WIP, demanda, entre outros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AMARAL, V. J.; GUERREIRO, R. Mensuração dos impactos econômico-financeiros dos trade-offs entre os custos. In: Encontro da ANPAD, 37., 2013, Rio de Janeiro. **Anais... UEM – Paraná**, v. 3, n. 2, p. 55 – 69, 2014.
- ARAUJO, F. J.; COSTA, C. L. A., Aplicação da autonomia como estratégia de otimização de uma farmácia periférica: estudo de caso em um hospital de grande porte. **Revista de Gestão em Ciências de Saúde – RGSS**, São Paulo, v. 1, n. 2, p. 86-101, jul./dez. 2012.
- BAMFORD, D. et al., Partial and iterative lean implementation: two case studies. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 35, n. 5, p. 702-727, 2015.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies In Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 30, n.9, p.1078-1092, 1984.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W.; SWARTS, J.; THOMAS, D. An introduction to data envelopment analysis with some of its models and their uses. **Government and Nonprofit Accounting**. p. 125-163, 1989.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 22, n. 2, p. 241-264, 2002.
- BOAKYE-ADJEI, K.; RAVINDRA, T.; KIRBY, E. D., Autonomation: The Future of Manufacturing. In: IAJC-ISAM Conference, 2014, Orlando. **Anais... IAJC-ISAM Conference Proceedings**, Orlando, Florida, 2014.
- BOND, E. **Medição de desempenho para gestão de produção em um cenário de cadeia de suprimentos**. Dissertação (Mestrado). Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2002.
- BULHÕES, I. R.; PICCHI, F. A. Redução do tamanho do lote em projetos como estratégia de implementação do fluxo contínuo em sistemas pré-fabricados. **Ambiente Construído**, Porto Alegre, v. 13, n. 3, p. 161-175, jul./set. 2013.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, vol. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.
- CHOWDHURY, S. D. Strategic roads that diverge or converge: GM and Toyota in the battle for the top. **Business Horizons**, 57, p. 127-136, 2014.
- COOK, W. D.; TONE, KAORU.; ZHU, J. Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. **Omega**, 44, p. 1-4, 2014.
- COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; ZHU, J. Data envelopment analysis. In: **Encyclopedia of operations research and management science**, p. 349-358, Springer US, 2013.

CORTEZ, L. C. S.; OLIVEIRA, L. R.; MARTINS, E. F.; JESUS, I. R. D.; MELLO, J. C. C. B. S. Análise de eficiência na gestão de portos públicos brasileiros em relação ao papel das autoridades portuárias. **Journal of Transport Literature**, v. 7, n. 2, p. 78–96, 2013.

FEKETE, M.; HULVEJ, J. “Humanizing” takt time and productivity in the laborintensive. In: Management, Knowledge and Learning International Conference, 2013, Zadar, Croatia. **Anais... Active Citizenship by Knowledge Management & Innovation**, 2013. p. 191-199.

FIGUEIREDO, R. **Implantação do Sistema Puxado em uma empresa produtora de bens de capital. Trabalho de Conclusão de Curso** (Bacharelado em Engenharia de Produção e Sistemas – Universidade do Estado de Santa Catarina, Joinville, 2010.

FILHO, T. S. T.; KARAWAJCZYK, T. C. O Sentido do Trabalho no Sistema de Produção: um estudo exploratório. **Update-Revista de Gestão de Negócios**, Porto Alegre, v. 1, n. 1, p. 26-48, 2014.

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

LI, X. B.; REEVES, G. R. A multiple criteria approach to data envelopment analysis, **European Journal of Operational Research**, 115(3), p. 507–517, 1999.

MASKELL, B. H.; BAGGALEY B, GRASSO L. **Practical lean accounting: a proven system for measuring and managing the lean enterprise**, CRC Press, 2011. 475 p.

MIRHEDAYATIAN, S. M.; AZADI, M.; SAEN, R. F. A novel network data envelopment analysis model for evaluating green supply chain management. **International Journal of Production Economics**, 147, p. 544-554, 2014.

MOELLMANN, A. H.; ALBUQUERQUE, A. S.; CONTADOR, J. L.; MARINS, F. A. S. Aplicação da Teoria das Restrições e do Indicador de Eficiência Global do Equipamento para Melhoria de Produtividade em uma Linha de Fabricação. **Revista Gestão Industrial**. Universidade Tecnológica Federal do Paraná – Campus Ponta Grossa, Paraná, v. 02, n. 01, p. 89-105, 2006.

NARUSAWA, T.; SHOOK, J. **Kaizen Express: Fundamentals for Your Lean Journey**. Lean Enterprise Institute, 2009. 159 p.

NETLAND, T. H.; SCHLOETZER, J. D.; FERDOWS, K. Implementing corporate lean programs: the effect of management control practices. **Journal of Operations Management**, v. 36, p. 90-102, 2015.

NGADIMAN, Y. B.; HUSSIN, B. B.; MAJID, I. B. A. A Study of Total Productive Maintenance Implementation in Manufacturing Industry. In: International Conference on Management, Economics and Finance, 2012, Malaysia. **Anais... International Conference on Management, Economics and Finance (ICMEF 2012) Proceeding**, Kuching, Sarawak, Malaysia, 2012, p. 963-980.

RAHMANA, N. A. A.; SHARIFB, S. M. Lean Manufacturing Case Study with Kanban System Implementation. In: International Conference on Economics and Business Research (ICEBR 2013), 2013. **Anais...** Procedia Economics and Finance, v. 7, 2013, p. 174-180.

RAMLAN, R.; NGADIMAN, Y.; OMAR, S. S. Quantification of Machine Performance Through Overall Equipment Effectiveness. In: International Symposium on Technology Management and Emerging Technologies (ISTMET), 2015, Malaysia. **Anais...** International Symposium on. IEEE, 2015, Malaysia, p. 429-433.

SILVA, T. D. F. A. **Desenvolvimento De Um Roteiro Para Implantação De Um Sistema De Medição De Desempenho Para Chão De Fábrica Para Ambientes De Produção Enxuta.** Dissertação (Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Área de Concentração em Gestão de Mudança e Melhoria Organizacional), Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

SILVA, A. F.; MARINS, F. A. S.; MONTEVECHI, J. A. B. Aplicação de programação por metas binária – mista em uma empresa do setor sucroenergético. **Gestão & Produção**, São Carlos, v. 20, n. 2, p. 321-336, 2013.

SILVA, A. F.; MIRANDA, R. C.; MARINS, F. A. S. Um modelo fuzzy-DEA-game para estratégias de produção sob incerteza. **Revista RAE**. v.55, n. 1, p. 78-94, 2015.

TEKIN, M.; YALÇINTEKIN, T.; KOYUNCUOGLU, O.; TEKIN, E. Implementation of Lean Manufacturing Philosophy and Techniques in a Textile Business. In: International Interdisciplinary Business-Economics Advancement Conference, 5., 2015, Florida. **Anais...** International Interdisciplinary Business-Economics Advancement Conference, Florida, 2015. p. 213-224.

TSAROUHAS, P. H. Evaluation of overall equipment effectiveness in the beverage industry: a case study, **International Journal of Production Research**, v. 51, n. 2, p. 515–523, 2013.

WEN, M.; QIN, Z.; KANG, R. Sensitivity and stability analysis in fuzzy data envelopment analysis. In: **Fuzzy Optimization and Decision Making**, v. 10, n. 1, p. 1–10, 2011.

ZAMMORI, F. Fuzzy Overall Equipment Effectiveness (FOEE): capturing performance fluctuations through LR Fuzzy numbers, **Production Planning & Control: The Management of Operations**, v. 26, n. 6, p. 451–466, 2015.