

ERICA PEIXOTO GUIMARÃES

**Modelo multiobjetivo *Fuzzy* de análise envoltória de dados na avaliação da
eficiência de máquinas industriais em um contexto sob incerteza**

Erica Peixoto Guimarães

**Modelo multiobjetivo *Fuzzy* de análise envoltória de dados na avaliação da
eficiência de máquinas industriais em um contexto sob incerteza**

Dissertação apresentada ao Conselho de Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção, na área de Gestão de Operações. Linha de Pesquisa: Modelagem Organizacional

Orientador: Prof. Dr. Aneirson Francisco da Silva

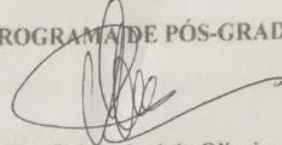
	Guimarães, Erica Peixoto
G861m	Modelo multiobjetivo Fuzzy de análise envoltória de dados na avaliação da eficiência de máquinas industriais em um contexto sob incerteza / Erica Peixoto Guimarães – Guaratinguetá, 2019. 92 f : il. Bibliografia: f. 85-91 Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2019. Orientador: Prof. Dr. Aneirson Francisco da Silva 1. Processo decisório por critério múltiplo. 2. Produção enxuta. 3. Gestão da qualidade total. I. Título.
	CDU 65.012.4(043)

ERICA PEIXOTO GUIMARÃES

ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
"MESTRE EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO"

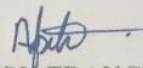
PROGRAMA: ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
CURSO: MESTRADO ACADÊMICO

APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO

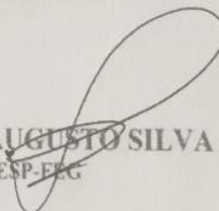


Prof. Dr. Otávio José de Oliveira
Coordenador

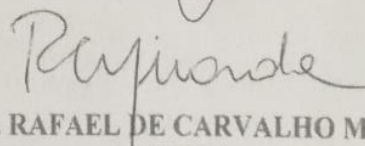
BANCA EXAMINADORA:



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



Prof. Dr. FERNANDO AUGUSTO SILVA MARINS
UNESP-FEG



Prof. Dr. RAFAEL DE CARVALHO MIRANDA
UNIFEI

DADOS CURRICULARES

ERICA PEIXOTO GUIMARÃES

NASCIMENTO	15.02.1992 – Resende / RJ
FILIAÇÃO	João Paulo Guimarães Dulce Peixoto Guimarães
2012/2016	Curso de Graduação em Engenharia de Produção Faculdade de Engenharia de Resende (FER/AEDB)

Dedico este trabalho
à minha família, por me inspirar e me amar
tanto.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, pela dádiva da vida.

Aos meus pais, que desde o início, mostraram o quanto o conhecimento é importante ao ser humano, ao desenvolvimento pessoal e a sociedade. Por terem oferecido todos os recursos que estavam ao alcance, para que hoje eu conquistasse mais esta vitória.

As minhas irmãs, por todo amor e suporte familiar.

Aos funcionários da Faculdade de Engenharia do Campos de Guaratinguetá pela dedicação e presteza.

Aos especialistas da empresa em estudo, em especial ao Murilo Strongoli, pela disponibilidade em colaborar e dividir seus conhecimentos.

Ao professor Dr. Fernando Augusto Silva Marins, por todas as instruções e valor agregado desde o primeiro contato.

Ao orientador professor Dr. Aneirson Francisco da Silva, pelo incentivo, pela paciência e pela motivação. Tenho absoluta certeza que a sua orientação fez a diferença, muito aprendi no pessoal e profissional. Serei eternamente grata por indicar o caminho para eu chegar até aqui, foi um privilégio este trabalho em conjunto.

“Se vi mais longe foi por estar de pé sobre
ombros de gigantes.”

Isaac Newton

RESUMO

A gestão baseada no *Lean Manufacturing* tem como princípio o desenvolvimento de processos enxutos com a capacidade de utilizar da melhor forma os recursos disponíveis e eliminar atividades que não agregam valor. Com isso, o programa *Total Productive Maintenance* (TPM), está entre os métodos que auxiliam nesse objetivo, pois desenvolve a função de gerir a manutenção de máquinas, equipamentos e meio ambiente de trabalho de forma que os investimentos feitos tendam ao aumento da eficiência global. Para isso, uma maneira de controlar o desempenho dos processos é aplicando ferramentas capazes de mensurar a eficiência relativa. Pois, além de verificar quantitativamente a eficiência relativa, estes métodos e ferramentas servem de fundamentação para auxiliar os gestores na tomada de decisões nas organizações. A empresa em estudo, uma multinacional de autopeças situada no Vale do Paraíba/SP, emprega o programa TPM e apoia-se no indicador *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) para as avaliações de eficiência. Entretanto, o presente estudo propôs um indicador de eficiência que combina um modelo multicritério com a Lógica dos Conjuntos *Fuzzy*, no qual, diferentemente do OEE, é possível escolher os parâmetros que interferem na eficiência do processo e adicionar o conhecimento dos especialistas aos dados nítidos para assim, verificar o comportamento do cenário. Para o indicador proposto, foram simulados três cenários, dispostos em forma de *ranking* (do mais eficiente ao menos eficiente) e comparado com o *ranking* do indicador OEE. Feito isso, observou-se que havia divergência na maioria das posições do *ranking* do OEE quando comparado com as posições do *ranking* dos cenários simulados. Aplicando o teste não paramétrico de Spearman, foi confirmada a correlação desprezível entre o indicador proposto e o OEE. Indicando que o presente indicador aborda o conceito de eficiência diferente do OEE, sendo uma visão única para cada processo e vista pela perspectiva dos especialistas.

PALAVRAS-CHAVE: Análise de envoltório de dados de critérios múltiplos. MCDEA. OEE. Lógica dos conjuntos *Fuzzy*. Manufatura enxuta.

ABSTRACT

Management based on Lean Manufacturing has as principle the development of lean processes with the ability to make the best use of available resources and eliminate activities that do not add value. Thus, the Total Productive Maintenance (TPM) program is one of the methods that help this goal, because it develops the role of managing the maintenance of machinery, equipment and working environment, for that the investments made tend to increase the overall efficiency. For this, one way to control process performance is to apply tools developed to measure relative efficiency. Because, in addition to quantitatively verifying relative efficiency, these methods and tools are based managers for decision-making in organizations. The company under study, an auto parts multinational located in Vale do Paraíba / SP, use the TPM program and for efficiency assessments is supported by the Overall Equipment Effectiveness (OEE) indicator. However, the present study proposed an efficiency indicator that combines a multicriteria model with the Fuzzy Set Logic, in which, unlike OEE, it is possible to choose the parameters that interfere in the process efficiency and to add expert knowledge to the clear data for verify the behavior of the scenario. For the proposed indicator, three scenarios were simulated, creating the ranking (from the most efficient to the least efficient) and compared to the OEE indicator ranking. Once this was done, it was observed that there was divergence in most positions of the OEE ranking when compared to the ranking positions of the simulated scenarios. Applying the non-parametric Spearman test, the negligible correlation between the proposed indicator and the OEE was confirmed. Indicating that the present indicator addresses the concept of efficiency different from OEE, being a unique vision for each process and seen from the perspective of experts.

KEYWORDS: Multiple criteria data envelopment analysis. MCDEA. OEE. Fuzzy sets logic. Lean manufacturing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Mapa de palavras-chave “ <i>Multiple Criteria Data Envelopment Analysis</i> ” ou “ <i>Multi-Criteria Data Envelopment Analysis</i> ” ou “ <i>MCDEA Model</i> ”.	20
Figura 2 - Itens publicados por ano “ <i>Multiple Criteria Data Envelopment Analysis</i> ” ou “ <i>Multi-Criteria Data Envelopment Analysis</i> ” ou “ <i>MCDEA Model</i> ”.	21
Figura 3 - Mapa de palavras-chave “ <i>Fuzzy Multiobjective</i> ”.	22
Figura 4 - Itens publicados por ano “ <i>Fuzzy Multiobjective</i> ”.	23
Figura 5 - Mapa de palavras-chave “ <i>Overall Equipment Effectiveness</i> ”.	23
Figura 6 - Itens publicados por ano “ <i>Overall Equipment Effectiveness</i> ”.	24
Figura 7 - Citações por artigo publicado para o tema MCDEA.	25
Figura 8 - Fluxograma para execução da sistemática proposta no presente trabalho.....	28
Figura 9 - A casa do Sistema Toyota de Produção.....	32
Figura 10 - Estrutura dos oito pilares para implementação do TPM.	34
Figura 11 - As seis grandes perdas e o OEE.....	36
Figura 12 - Conjunto de produção.....	39
Figura 13 - Rendimentos de escala.....	39
Figura 14 - Diagrama de Farrell	41
Figura 15 - Eficiência técnica.....	42
Figura 16 - Função de pertinência.....	53
Figura 17 - Abordagem triangular	55
Figura 18 - Função de pertinência <i>fuzzy</i> triangular.....	66
Figura 19 - Correlação de Spearman (I_j 5%; OEE).....	79
Figura 20 - Correlação de Spearman (I_j 10%; OEE).....	79
Figura 21 - Correlação de Spearman (I_j 15%; OEE).....	80
Figura 22 - Correlação de Spearman (I_j $\alpha=1$; OEE).....	80

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Relatório de citação da <i>Web of Science</i> para o período de 1998-2018.	18
Tabela 2 - Dados nítidos coletados de <i>inputs</i> e <i>outputs</i> por DMU.	65
Tabela 3 - Resultado da eficiência por DMUs (WGP-MCDEA- <i>Fuzzy</i>).	71
Tabela 4 - Comparativo entre <i>ranking</i>	72
Tabela 5 - Comparativo entre <i>ranking</i> ($\alpha = 1$ e OEE).	74
Tabela 6 - Parâmetros relevantes para $\alpha = 1$	76

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Os 14 princípios do TPS.....	30
Quadro 2 - Os 14 princípios do TPS.....	31
Quadro 3 - Parâmetros selecionados para <i>inputs</i> e <i>outputs</i> do modelo.	63
Quadro 4 - Descrição dos parâmetros.....	64
Quadro 5 - Critérios modelo pessimista.	67
Quadro 6 - Critérios modelo otimista.	67

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BiO	<i>Bi-Objective</i>
CLT	Consolidação das Leis do Trabalho
CRS	<i>Constant Return to Scale</i>
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DMUs	<i>Decision Making Units</i>
FPP	Fronteira de Possibilidades de Produção
GP	<i>Goal Programming</i>
JIT	<i>Just-in-time</i>
MCDEA	<i>Multiple Criteria Data Envelopment Analysis</i>
MOD	Mão de Obra Direta
OEE	<i>Overall Equipment Effectiveness</i>
PL	Programação Linear
SAP	<i>Systeme, Anwendungen und Produkte in der Datenverarbeitung</i>
TPM	<i>Total Productive Maintenance</i>
TPS	<i>Toyota Production System</i>
VBA	<i>Visual Basic for Applications</i>
VRS	<i>Variable Return to Scale</i>
WGP	<i>Weighted Goal Programming</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	15
1.2	JUSTIFICATIVA E CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA	17
1.3	DELIMITAÇÃO DA PESQUISA	25
1.4	QUESTÕES DA PESQUISA E OBJETIVOS	26
1.5	PROCEDIMENTO METODOLÓGICO E MATERIAIS	27
1.6	ESTRUTURA DO TRABALHO	28
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	30
2.1	SISTEMA TOYOTA DE PRODUÇÃO	30
2.1.1	<i>Total Productive Maintenance</i>	33
2.1.2	<i>Overall Equipment Effectiveness</i>	35
2.2	CONCEITOS DE TEORIA DA PRODUÇÃO E PRODUTIVIDADE	38
2.2.1	Teoria da produção.....	38
2.2.2	Produtividade e Eficiência.....	40
2.3	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS.....	42
2.3.1	DEA CCR e DEA BCC.....	44
2.3.2	Modelos de Análise Envoltória de Dados Multiobjetivo.....	46
2.3.3	BiO-MCDEA.....	48
2.3.4	<i>An extended Multiple Criteria Data Envelopment Analysis Model</i>	49
2.3.5	<i>Weighed Goal Programming MCDEA</i>	51
2.4	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS FUZZY.....	52
2.4.1	Conjuntos fuzzy.....	52
2.4.2	Fuzzy DEA	55
2.5	TESTE DE CORRELAÇÃO DE SPEARMAN	59
2.5.1	Teste de significância de r_s	59
3	DESCRIÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA.....	61
3.1	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA.....	61
3.2	MODELAGEM DO PROBLEMA	61
3.2.1	Etapa 1: seleção dos processos produtivos – DMUs.....	62
3.2.2	Etapa 2: definir os Inputs e Outputs	62
3.2.3	Etapa 3: desenvolver a matriz input-output.....	65
3.2.4	Etapa 4: selecionar o modelo MCDEA.....	66
3.2.5	Etapa 5: combinar a Lógica dos Conjuntos Fuzzy com o modelo MCDEA selecionado	66
3.2.6	Etapa 6: determinar eficiência por meio do MCDEA-Fuzzy, empregando o método Ij e propor metas para tornar eficientes as DMUs ineficientes	70

3.2.7	Etapa 7: determinar os parâmetros inputs e outputs relevantes para cada DMU.	75
3.2.8	Etapa 8: discussão dos resultados e implicações gerenciais.....	76
4	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS	81
4.1	RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS	84
	REFERÊNCIAS	85
	APÊNDICE A – Programação VBA	92

1 INTRODUÇÃO

Este trabalho aborda métodos para analisar a eficiência relativa. Tendo como base as técnicas de otimização foi proposto um novo indicador que visa quantificar a eficiência de máquinas industriais em um contexto sob incerteza.

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O ambiente de Manufatura Enxuta (*Lean Manufacturing*) está associado à proposta de eliminar perdas, mais especificamente, eliminar atividades que não agregam valor e localizar as áreas que necessitam de melhoria para em consequência aumentar a produtividade (GUPTA et al., 2018).

Para Nallusamy (2016), as indústrias visam prosperar no mercado competitivo, por este motivo buscam o compromisso com a qualidade e realizam a análise da eficiência por meio do monitoramento de desempenho dos processos produtivos. Neste contexto, Dal et al. (2000) e Jasinski et al. (2015) acrescentam que um diferencial é aprimorar a gestão preventiva, em outras palavras, utilizar modelos de avaliação adequados que possibilitam a compreensão do cenário analisado, como, por exemplo, o programa de *Total Productive Maintenance* (TPM). Este programa deve manter um controle rígido dos equipamentos e realiza isto por meio de supervisão contínua e controle dos dados (SHINDE e PRASAD, 2018).

Dentre os indicadores que o programa de TPM utiliza para verificar o desempenho, a eficácia global do equipamento ou *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) é muito aplicado, pois apresenta uma avaliação mais criteriosa quando comparado a outros indicadores (GUPTA e VARDHAN, 2016). O OEE quantifica a eficiência baseando-se em três critérios: disponibilidade, desempenho e qualidade; e essas variáveis devem ser calculadas precisamente para obter valores confiáveis (TSAROUHAS, 2013). A partir da análise do resultado é possível verificar quais são os pontos críticos e tomar a decisão mais coerente para ajustar o equipamento, evitando as perdas de produção (DOMINGO e AGUADO, 2015).

San Cristóbal (2011) ressalta que a melhoria do processo é um diferencial de competitividade industrial, para isso inúmeras ferramentas de qualidade estão disponíveis para obter uma maior eficiência. Porém, deve-se selecionar um método capaz de identificar as diferentes implicações, pontos fortes e fracos do processo (MOTEEVALI HAGHIGHI et al., 2016). A partir disso, a modelagem matemática tem sido uma alternativa para estimar a eficiência relativa, Cook et al. (2014) classificam a *Data Envelopment Analysis* (DEA)

justamente como uma ferramenta de gestão, que pode ser utilizada para auxiliar o analista no processo de tomada de decisão.

Segundo Dotoli et al. (2015), a DEA é um método não paramétrico de Programação Linear (PL) e, por meio da análise de produtividade é capaz de mensurar a eficiência relativa de um conjunto homogêneo de Unidades Tomadoras de Decisão, do inglês *Decision Making Units* (DMUs), considerando as suas múltiplas entradas e múltiplas saídas. Os modelos tradicionais de DEA são: DEA-CCR ou DEA-CRS que possuem um rendimento constante de escala, *Constant Return to Scale* (CRS) (CHARNES et al., 1978), e o DEA-BCC ou DEA-VRS com retornos variáveis de escala, *Variable Return to Scale* (VRS) (BANKER et al., 1984). Porém, esses modelos devem ser utilizados quando a Regra de Ouro (*Golden Rule*) de Banker et al. (1989) é atendida.

A Regra de Ouro (BANKER et al., 1989) indica quando é adequado utilizar o modelo DEA, pois este modelo exige um número mínimo de dados para que se tenha uma discriminação adequada das DMUs eficientes. Aplica-se aos modelos clássicos (CCR e BCC) e, define que a quantidade de DMUs deve ser maior ou igual a 3 vezes a soma do número de parâmetros (entrada x + saída y) $\times 3$ ou, então, ao produto entre desses parâmetros (entrada $x \times$ saída y). Assume-se o critério que resultar na maior quantidade de DMUs de acordo com a expressão (1):

$$j \geq 3 \times (m + s) \text{ ou } j \geq m \times s \quad (1)$$

sendo que j indica a quantidade de DMUs, m a quantidade de parâmetros *inputs* e s a quantidade de parâmetros *outputs*.

A partir dessa lacuna, Li e Reeves (1999) desenvolveram a *Multiple Criteria Data Envelopment Analysis* (MCDEA), para ser aplicada nas situações as quais a Regra de Ouro de Banker et al. (1989) não for atendida. O modelo MCDEA possui três funções objetivo independentes e analisadas individualmente sem que haja preferência prévia por um objetivo (LI e REEVES, 1999).

Entretanto, na busca por aperfeiçoar o método de avaliação da eficiência pode-se encontrar na literatura outros modelos desenvolvidos a partir do modelo de Li e Reeves (1999). Exemplo disso, são os seguintes modelos: *MinSum*, *MaxMin* e *Min do* (LI e REEVES, 1999); *Goal Programming Data Envelopment Analysis* (GPDEA) (BAL et al., 2010); *Bi-Objective Multiple Criteria Data Envelopment Analysis* (BiO-MCDEA) (GHASEMI et al.,

2014); *An Extended MCDEA* (HATAMI-MARBINI e TOLOO, 2017); e o *Weighted Goal Programming Multiple Criteria Data Envelopment Analysis* (WGP-MCDEA) (RUBEM et al., 2017).

1.2 JUSTIFICATIVA E CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA

Segundo Tsarouhas (2013) e Gupta e Vardhan (2016), a gestão organizacional das indústrias transformadoras tem se preocupado em alcançar níveis altos de eficiência das máquinas com a intenção de: aumentar a produtividade da planta, tornar a produção mais enxuta, reduzir custos e melhorar a qualidade do produto final. Sendo assim, métricas são desenvolvidas para monitorar o desempenho das máquinas e a funcionalidade da planta (MOTEBALI HAGHIGHI et al. 2016). Neste contexto, combinar ferramentas para elevar a confiabilidade das análises pode ser um diferencial, desde que sejam utilizados métodos validados e que ofereçam soluções viáveis ao analista para que se tomem decisões adequadas e alcance os resultados esperados (VERMA et al., 2016).

Nestas circunstâncias, foram realizadas pesquisas de combinações de palavras-chave na base de dados *Web of Science* e a Tabela 1 apresenta o relatório indicando a quantidade de publicações e citações no período de 1998-2018.

Diante destas informações, observa-se que para as diferentes combinações de palavras-chave: “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” e “*Fuzzy*”; “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” e “*Improving efficiency of machine*”; “*Fuzzy Weighted Goal Programming Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*”, nenhuma publicação foi encontrada.

Para as demais palavras-chave e combinações: “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*Multi-Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*MCDEA Model*”; “*Fuzzy Multiobjective*”; “*Overall Equipment Effectiveness*” e “*OEE*”; “*Overall Equipment Effectiveness*” e “*Total Productive Maintenance*”; “*Overall Equipment Effectiveness*” e “*Fuzzy*”; “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” e “*MCDEA*”; “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” e “*Overall Equipment Effectiveness*”, foram encontrados um número relativamente baixo de publicações e citações. Estes resultados sugerem um campo de pesquisa pouco explorado e, portanto, este trabalho pretende preencher esta oportunidade de pesquisa.

Tabela 1 - Relatório de citação da *Web of Science* para o período de 1998-2018.

Palavra-chave	Número de Publicações	Número de Citações
<i>“Multiple Criteria Data Envelopment Analysis”</i> ou <i>“Multi-Criteria Data Envelopment Analysis”</i> ou <i>“MCDEA Model”</i>	18	447
<i>“Fuzzy Multiobjective”</i>	226	3.501
<i>“Overall Equipment Effectiveness”</i> e <i>“OEE”</i>	226	1.324
<i>“Overall Equipment Effectiveness”</i> e <i>“Total Productive Maintenance”</i>	71	670
<i>“Overall Equipment Effectiveness”</i> e <i>“Fuzzy”</i>	8	19
<i>“Multiple Criteria Data Envelopment Analysis”</i> e <i>“MCDEA”</i>	8	296
<i>“Multiple Criteria Data Envelopment Analysis”</i> e <i>“Overall Equipment Effectiveness”</i>	1	5
<i>“Multiple Criteria Data Envelopment Analysis”</i> e <i>“Fuzzy”</i>	0	0
<i>“Multiple Criteria Data Envelopment Analysis”</i> e <i>“Improving efficiency of machine”</i>	0	0
<i>“Fuzzy Weighted Goal Programming Multiple Criteria Data Envelopment Analysis”</i>	0	0

Fonte: Web of Science (2019).

Seguindo a análise bibliométrica, uma ferramenta de mapeamento bibliométrico (*software* livre *VOSviewer*) foi aplicado à três temas escolhidos para serem analisados mais detalhadamente:

1. *“Multiple Criteria Data Envelopment Analysis”* ou *“Multi-Criteria Data Envelopment Analysis”* ou *“MCDEA Model”*;
2. *“Fuzzy Multiobjective”*;
3. *“Overall Equipment Effectiveness”*.

De acordo com Van Eck e Waltman (2010), o *software VOSviewer* foi desenvolvido para

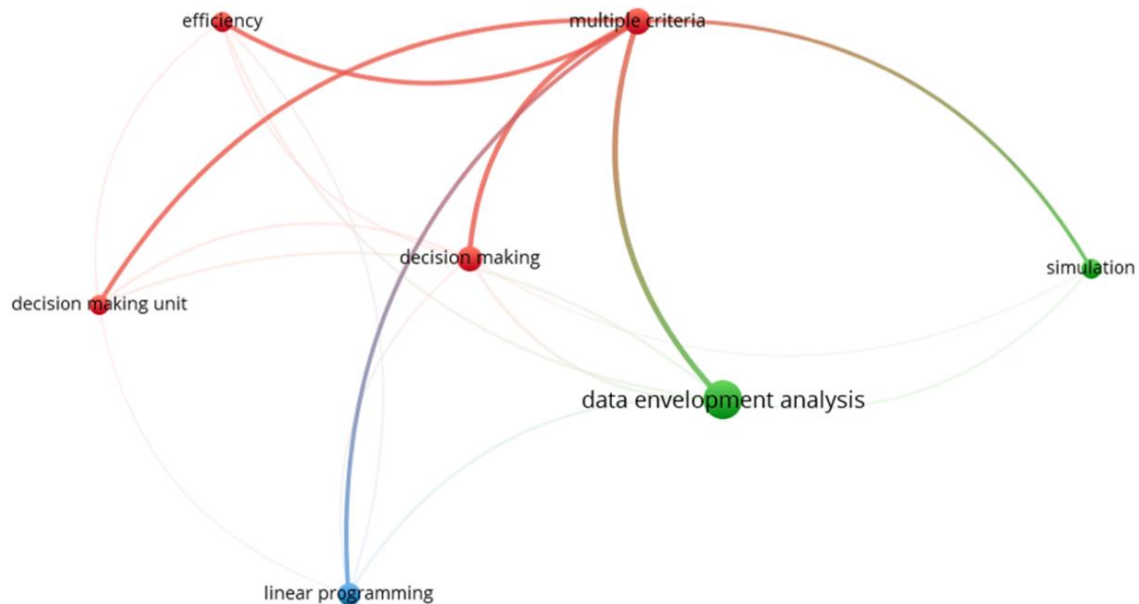
construção e visualização de mapas bibliométricos utilizando a técnica de visualização de similaridades, com isso, pode-se construir mapas de autores, palavras-chaves e co-ocorrência baseados em dados de periódicos.

Uma das suas funcionalidades é visualizar um mapa de diversas maneiras, ou seja, em cada momento enfatizando diferentes características do mesmo mapa, permitindo uma análise detalhada. Os mapas bibliométricos do presente estudo, foi analisado utilizando o recurso “visualização de rótulo”, na qual os itens são representados por círculos, e quanto maior este círculo, mais importante o item; e as cores diferenciam os tipos de *cluster* pela técnica utilizada.

Sendo assim, foi plotado o mapa de correlação de palavras-chave mais citadas com base nos itens publicados na base de dados *Scopus*. Destacando que para esta pesquisa foi programado na base de dados *Scopus* que a busca englobasse a pesquisa em título, resumo e palavra-chave; o tipo de documento pesquisado foi artigo ou *review* e o período selecionado foi entre 1998-2018. Para complementar a pesquisa bibliométrica, também foi feita a análise gráfica para visualizar o comportamento dos itens publicados na base de dados da *Web of Science* durante o período 1998-2018.

A Figura 1 refere-se ao mapa de palavras-chave para o tema “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*Multi-Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*MCDEA Model*”, considerando o mínimo de quatro ocorrências, ou seja, estas palavras-chave devem ter sido citadas em pelo menos quatro artigos.

Figura 1 - Mapa de palavras-chave “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*Multi-Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*MCDEA Model*”.

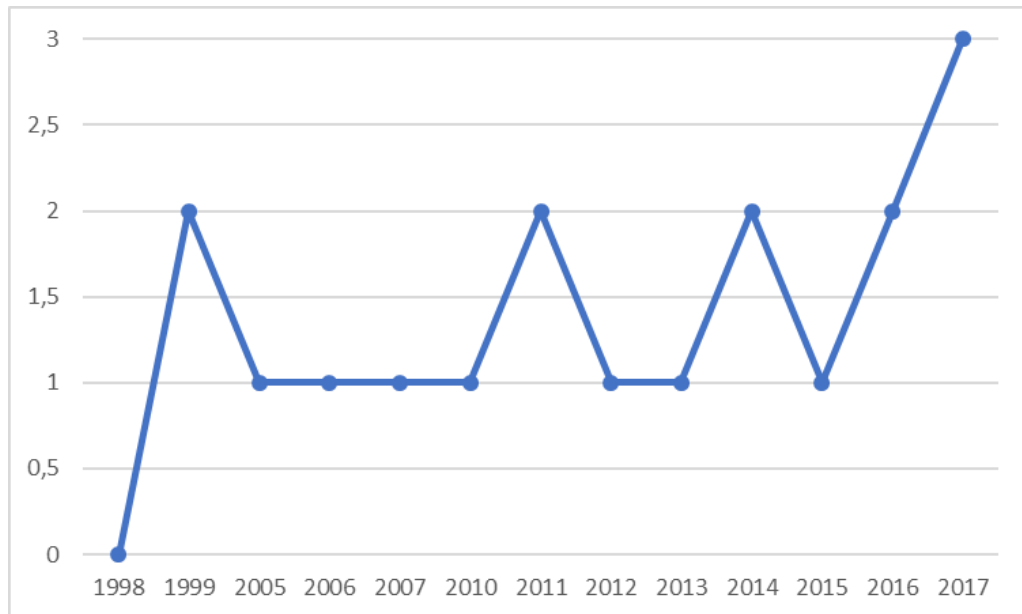


Fonte: VOSviewer e Scopus (2019).

Sendo assim, de acordo com as palavras-chave que formam o mapa para o tema (Figura 1), entende-se que este método é utilizado em estudos de otimização e tomada de decisão. Quando destacada as conexões da palavra-chave “*Multi-Criteria*” aparece uma ligação com o modelo matemático “*Data Envelopment Analysis*”, isto era previsível, uma vez que foi este modelo matemático que deu origem aos modelos MCDEA. Ressalta-se ainda, o campo pouco explorado sobre a abordagem sugerida no presente trabalho, pois analisando o mapa foi sinalizado que não há conexão entre o modelo matemático com a lógica dos conjuntos *fuzzy* sob a ótica dos critérios estabelecidos para análise.

Além disso, verificou-se o ano de publicação dos 18 artigos desse tema, e a Figura 2 indica que este modelo tem sido mais explorado recentemente, entre os 2010-2017, na qual foram publicados aproximadamente 70% do total de artigos.

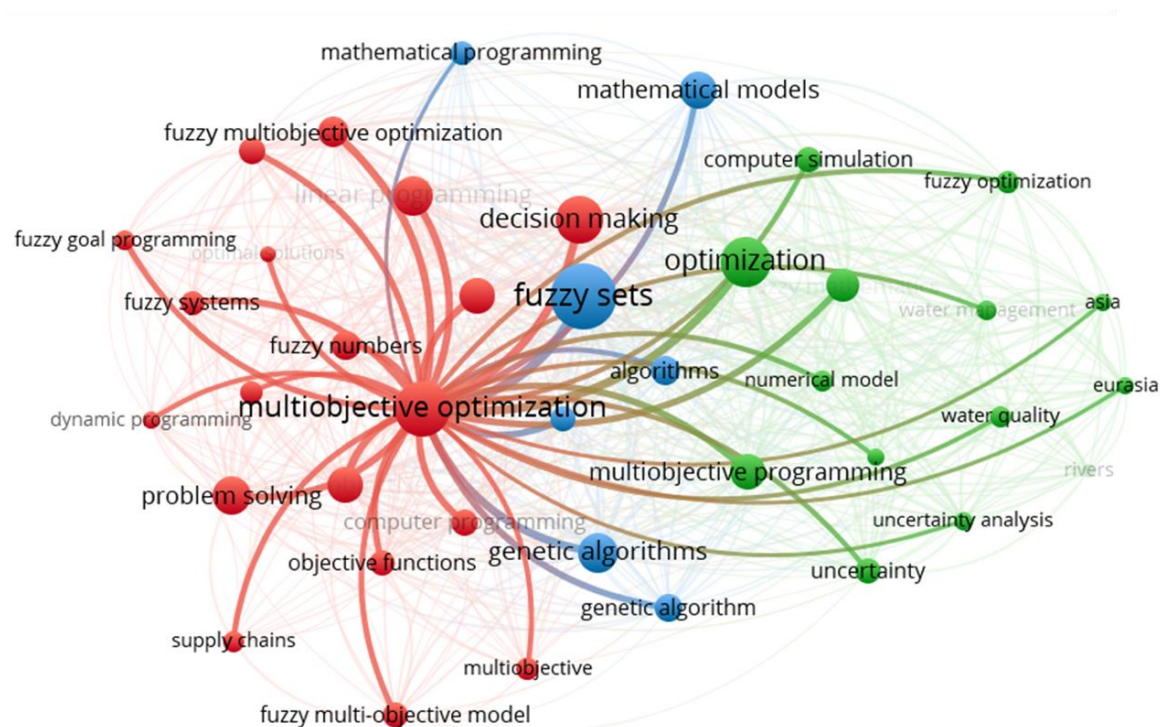
Figura 2 - Itens publicados por ano “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*Multi-Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*MCDEA Model*”.



Fonte: Web of Science (2019).

Para o tema “*Fuzzy Multiobjective*” foi estabelecido no *software VOSViewer* o critério em que as palavras-chave devem ter no mínimo cinco ocorrências. Conforme a Figura 3, as palavras-chave que mais se destacaram pelas suas dimensões foram *Fuzzy Sets*, *Multiobjective Optimization*, *Optimization* e *Decision Making* que também sugerem estudos relacionados com otimização e tomada de decisão.

Figura 3 - Mapa de palavras-chave “*Fuzzy Multiobjective*”.



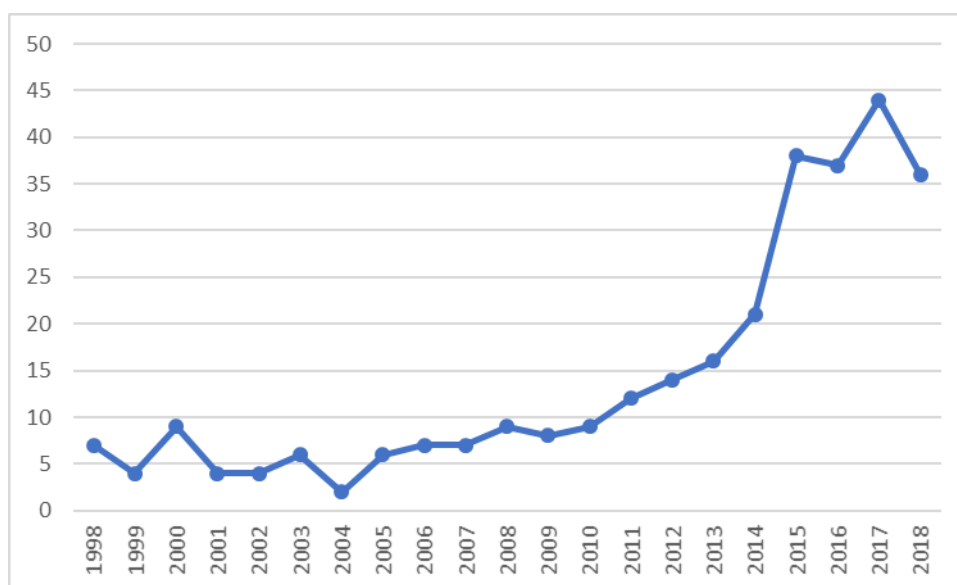
Fonte: VOSviewer e Scopus (2019).

Dessa maneira, foi ressaltada as conexões da palavra-chave “*Multiobjective Optimization*” para verificar quais métodos estão sendo aplicados em conjunto. Percebe-se que o item destacado é o item mais importante do seu *cluster*, e alguns métodos ligados a ele são: Números *fuzzy*, Sistemas *fuzzy*, Programação por metas *fuzzy* e Otimização multiobjetivo *fuzzy*. Na conexão com outros *clusters* tem-se os métodos: modelagem matemática, algoritmos e simulação computacional. Isso reforça a ideia que tem sido desenvolvida na literatura a otimização por meio de ferramentas matemáticas e considerando o conhecimento dos especialistas.

Analisando a tendência dos itens publicados para “*Fuzzy Multiobjective*” é possível identificar que ao longo dos últimos 20 anos houve um interesse constante em publicações nesta área, e ainda continua se apresentando como uma ferramenta que gera debate entre os autores uma vez que foram publicados 16 artigos no ano de 2018 (Figura 4).

De acordo com a Figura 6, a palavra-chave “*Overall Equipment Effectiveness*” também indica que há interesse ocorrente no assunto no período pesquisado, apontando um crescimento a partir do ano de 2015. Destaca-se ainda os anos entre 2015-2018, na qual foram publicados aproximadamente 52% do total dos itens.

Figura 6 - Itens publicados por ano “*Overall Equipment Effectiveness*”.

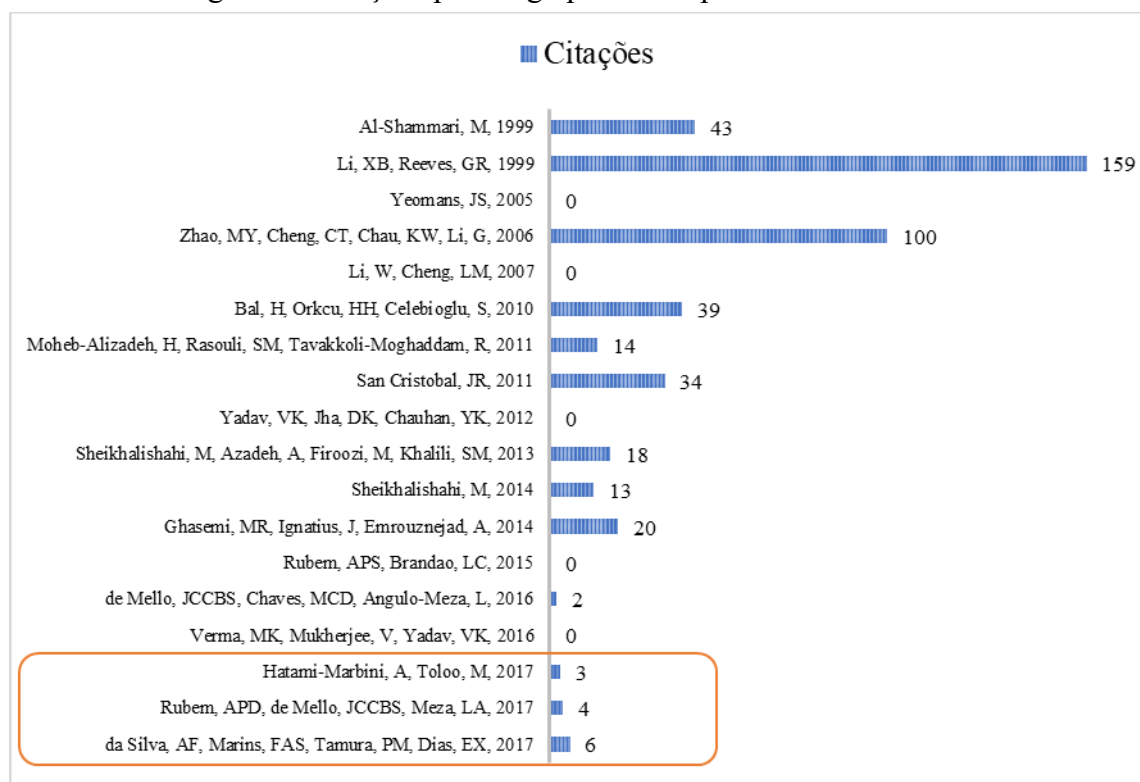


Fonte: Web of Science (2019).

A proposta dessa análise bibliométrica foi apresentar o comportamento e a tendência científica dos temas relevantes para o presente estudo e assim compreender o percurso e o atual momento do objeto de estudo. Portanto, concluindo, foi quantificado as citações por artigo publicado por meio da base de dados da *Web of Science* para o tema MCDEA (pesquisando as palavras-chave referentes: “*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*Multi-Criteria Data Envelopment Analysis*” ou “*MCDEA Model*”) (Figura 7).

Segundo a Figura 7, quando destacado o ano de 2017, os autores mais citados são Silva et al. (2017) com o artigo intitulado “*Bi-Objective Multiple Criteria Data Envelopment Analysis combined with the Overall Equipment Effectiveness: An application in an automotive company*”; este artigo teve como objetivo propor um indicador para medir a eficiência relativa por meio da combinação do modelo BiO-MCDEA com o indicador OEE, e como pesquisa futura os mesmos sugeriram inserir o contexto sob incerteza ao indicador. Sendo assim, a presente pesquisa baseia-se nesta recomendação, porém utilizando o modelo MCDEA mais atualizado da literatura para a elaboração do novo indicador.

Figura 7 - Citações por artigo publicado para o tema MCDEA.



Fonte: Web of Science (2019).

1.3 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA

Conforme relatado no item 1.2 do presente trabalho, a aplicação dos conjuntos *fuzzy* tem sido um tema ocorrente na literatura, isto acontece pelo fato de ser uma ferramenta com diferentes funcionalidades. Diante à esta vasta aplicabilidade, este trabalho destaca o método *DEA-fuzzy* que por sua vez existem diferentes maneiras de se aplicar, e podem ser classificados pelo tipo de abordagem como é tratado no artigo de Hatami-Marbini et al. (2011).

Hatami-Marbini et al. (2011) realizaram uma taxonomia e revisão da literatura sobre o tema *DEA-fuzzy* nas duas últimas décadas, enquadrando os itens publicados em quatro tipos de abordagem (por tolerância; baseada em α -nível; de classificação *fuzzy* e da possibilidade) com o objetivo de verificar qual abordagem tem sido mais utilizada. Como conclusão desse estudo, identificaram que a abordagem mais utilizada é a baseada em α -nível, por conter o maior número de itens publicados comparando-o aos demais. A partir disso, também será adotada no presente trabalho a abordagem baseada em α -nível.

Para compor a abordagem baseada em α -nível, foi escolhida dentre as funções de pertinência lineares, a função de pertinência triangular, pois de acordo com sua forma

geométrica, é mais simples de estabelecer a variação (valores mínimos e máximos), além de ser aplicada em estudos de engenharia (KABIR e PAPADOPOULOS, 2018).

A escolha do modelo matemático foi feita após a revisão da literatura sobre os modelos MCDEA, o modelo escolhido para ser aplicado no presente estudo foi o WGP-MCDEA de Rubem et al. (2017). Este é o modelo mais atual da categoria dos modelos MCDEA que utiliza o método de GP em sua formulação e não é necessária a calibração do peso nas variáveis. O outro diferencial é que para este modelo não há críticas, até o momento, na literatura.

Firmado nestes parâmetros, como delimitação do presente trabalho foi utilizada a abordagem baseada em α -nível, a função de pertinência *fuzzy* triangular e o modelo WGP-MCDEA para elaboração do novo indicador proposto para medir a eficiência relativa de máquinas industriais em um contexto sob incerteza.

1.4 QUESTÕES DA PESQUISA E OBJETIVOS

Com base nas pesquisas realizadas nos itens 1.2 e 1.3, definiu-se as seguintes questões de pesquisa e objetivos:

- Como combinar o modelo WGP-MCDEA (*Weighted Goal Programming - Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*) com a lógica dos conjuntos *fuzzy*?
- Há vantagens em contemplar as incertezas em problemas de avaliação de desempenho de máquinas?
- Como validar os resultados do modelo proposto?

Objetivo geral: Desenvolver uma sistemática para avaliação da eficiência de máquinas industriais em um contexto sob incerteza.

Objetivos específicos:

- Combinar a lógica dos conjuntos *fuzzy* com o modelo multiobjetivo WGP-MCDEA.
- Propor um novo indicador que auxilie nas decisões vinculadas a avaliação do desempenho de máquinas em um contexto sob incerteza.
- Identificar as variáveis de entrada (*input*) e variáveis de saída (*output*) relevantes.

- Comparar o comportamento do indicador proposto em relação ao indicador OEE.

1.5 PROCEDIMENTO METODOLÓGICO E MATERIAIS

Segundo Bertrand e Fransoo (2002), Miguel (2010), e Bryman e Bell (2007) este trabalho pode ser classificado como pesquisa aplicada, com objetivos empíricos normativos, pois o modelo propõe políticas e estratégias que aprimorem uma situação atual. A abordagem do problema é quantitativa e o método de pesquisa baseia-se na modelagem e simulação.

Para o desenvolvimento desta pesquisa (dados para compor a matriz *input-output* e o posterior *feedback* dos gestores), foi selecionada uma empresa multinacional de grande porte do ramo metalúrgico. Esta escolha foi feita por meio da disponibilidade da mesma em compartilhar os dados e por pertencer ao polo industrial local. Sendo assim, para esta pesquisa foi utilizada a base de dados de uma indústria que coleta, controla e registra os dados das máquinas industriais e os métodos quantitativos aplicados no presente trabalho foram executados pelos seguintes *softwares*:

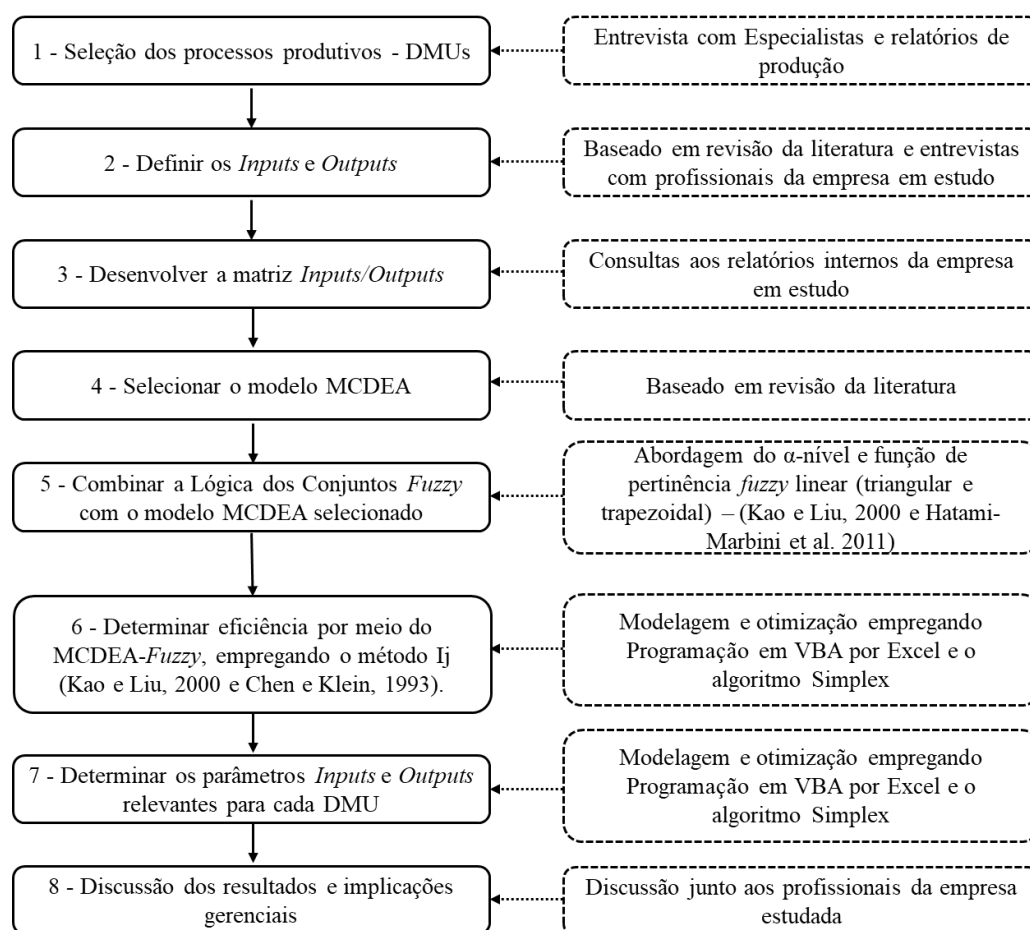
- Banco de dados de produção (SAP) da empresa objeto de estudo;
- Ms-Excel®: utilizando a Programação em VBA para modelar e otimizar o modelo WGP-MCDEA por meio do algoritmo Simplex (HILLIER e LIEBERMAN, 2010).

A Figura 8 simboliza as etapas para execução da sistemática proposta no presente trabalho:

- Etapa 1: refere-se a escolha do processo produtivo a ser estudado, definindo as DMUs.
- Etapas 2 e 3: tratam-se da definição dos parâmetros de entrada (*inputs*) e saída (*outputs*) estudados neste trabalho, assim como elaborar a matriz de *input-output* baseando-se na revisão da literatura e com o auxílio de especialista da empresa em estudo.
- Etapa 4: consiste em analisar a literatura sobre os modelos MCDEA, pois houve alterações na estrutura algébrica do modelo original de Li e Reeves (1999) e selecionar o modelo que mais se alinha com a proposta do presente trabalho.

- Etapa 5: realiza a combinação da lógica dos conjuntos *fuzzy* com o modelo MCDEA selecionado.
- Etapas 6 e 7: tratam-se da modelagem e otimização do modelo WGP-MCDEA-*Fuzzy* por meio de programação em VBA-Excel empregando o algoritmo Simplex.
- Etapa 8: consiste em propor discussões e implicações gerenciais da nova sistemática, considerando a participação de especialista em *Lean Manufacturing* da empresa referente ao estudo.

Figura 8 - Fluxograma para execução da sistemática proposta no presente trabalho.



Fonte: Autora (2019).

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

Além deste primeiro Capítulo, há mais três capítulos que compõem a estrutura do trabalho. O Capítulo 2 apresenta o referencial teórico, abrangendo os temas propício à presente pesquisa: Sistema Toyota de Produção, Teoria da Produção e Produtividade, DEA,

MCDEA e os modelos derivados, e DEA-*Fuzzy*. No Capítulo 3 está a descrição do problema em estudo, assim como a modelagem, os resultados e as suas devidas análises. Por fim, a conclusão e as considerações finais, conferindo se os objetivos foram alcançados e sugerindo propostas para futuras pesquisas apresentam-se no Capítulo 4, em seguida, estão listadas as referências bibliográficas utilizadas neste trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo estão apresentados os conceitos teóricos relevantes para fundamentação do presente trabalho.

2.1 SISTEMA TOYOTA DE PRODUÇÃO

As práticas de melhoria contínua e as técnicas de eliminação de atividades que não agregam valor ao processo, fazem com que a Toyota seja reconhecida como líder em manufatura enxuta e qualidade de produção. Isso se deve ao desenvolvimento e implementação do *Toyota Production System* (TPS), a proposta do TPS é administrar de forma mais eficiente os recursos disponíveis (equipamentos, pessoas, materiais, entre outros), eliminando as atividades que não geram valor ao processo. Esta ação, consequentemente, gera um nível alto de qualidade, menor custo, menor tempo de execução e um ambiente seguro de trabalho (KEHR e PROCTOR, 2016).

Conforme os Quadros 1 e 2, o modelo de gestão TPS é composta por 14 princípios. Estes princípios foram divididos em quatro categoriais, conhecidas como os 4P's: Filosofia, Processo, Pessoas e Resolução de problemas (LIKER, 2004; SEREMBUS et al., 2012).

Quadro 1 - Os 14 princípios do TPS.

(continua)

PRINCÍPIO	DESCRIÇÃO
Filosofia à longo prazo.	
1	Baseie as decisões de gestão na filosofia de longo prazo, mesmo sacrificando metas financeiras de curto prazo.
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 processos 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.

Quadro 2 - Os 14 princípios do TPS.

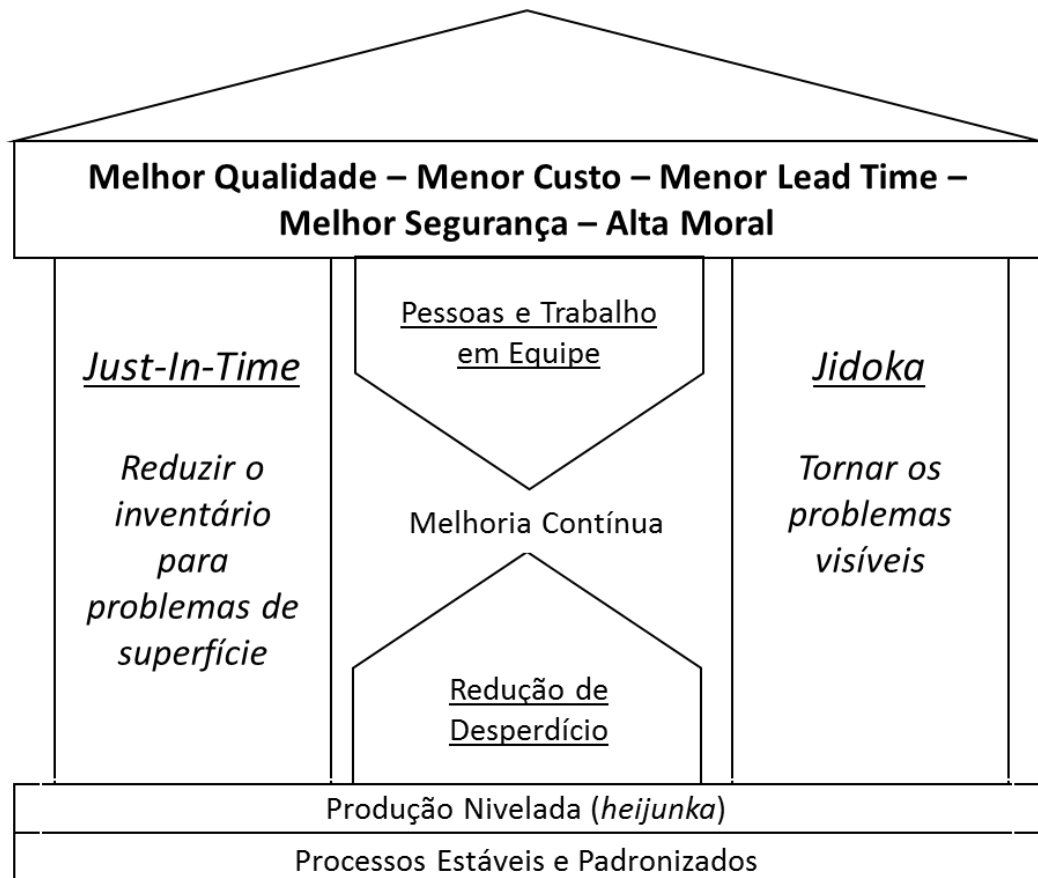
(conclusão)

PRINCÍPIO	DESCRIÇÃO
Adicione valor à organização desenvolvendo seu pessoal.	
9	Desenvolva líderes que entendam completamente seu trabalho, viva a 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.
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 por meio da reflexão rígida e melhoria contínua.

Fonte: Adaptado de Liker (2004).

Há três pensamentos principais que guiam a produção enxuta: eliminar desperdício; envolver a todos; e melhoramento contínuo. Portanto, para a implementação do TPS, existe dois pilares fundamentais: o *just-in-time* (JIT) e a automação (*Jidoka*). A representação conhecida como “*The TPS House*” (A casa do TPS - Figura 9), simboliza a casa como um sistema, e para ter um teto firme é necessário que os pilares o sustentem. Sendo assim, o telhado são os objetivos do TPS e os pilares são a produção JIT (“no momento certo”) e o *Jidoka* (a responsabilidade de nunca deixar um defeito passar para a próxima etapa) (LIKER e MORGAN, 2006).

Figura 9 - A casa do Sistema Toyota de Produção.



Fonte: Adaptado de Liker e Morgan (2006).

O *Jidoka* representa a utilização da automação inteligente, de forma que assegura a funcionalidade do controle de qualidade evitando a produção de unidades com defeitos, detectando anomalias, verificando e corrigindo a causa raiz com a intenção de impedir novas ocorrências (BUCOURT et al., 2011). Se houver a necessidade, os funcionários são autorizados a parar a linha para solucionar algum problema que sinalize que futuramente trará prejuízos, dessa maneira, contribui-se para a qualidade do processo, principalmente comparando com as linhas que não aderem ao *Jidoka* (GROUT et al., 2010).

Entretanto, o *Just-in-Time* pode ser usado como método de planejamento e controle, como:

- Programação puxada;
- Controle *kanban*;
- Programação nivelada;
- Produção intercalada;
- Sincronização.

Além disso, pode ser usado como um conjunto de técnicas para administrar operações, como, práticas de trabalho básicas, projeto para manufatura, foco em operações, máquinas pequenas e simples, arranjo físico por fluxo, redução no tempo de preparação, envolvimento total das pessoas, visibilidade, fornecimento JIT (SLACK e NIGEL, 2009).

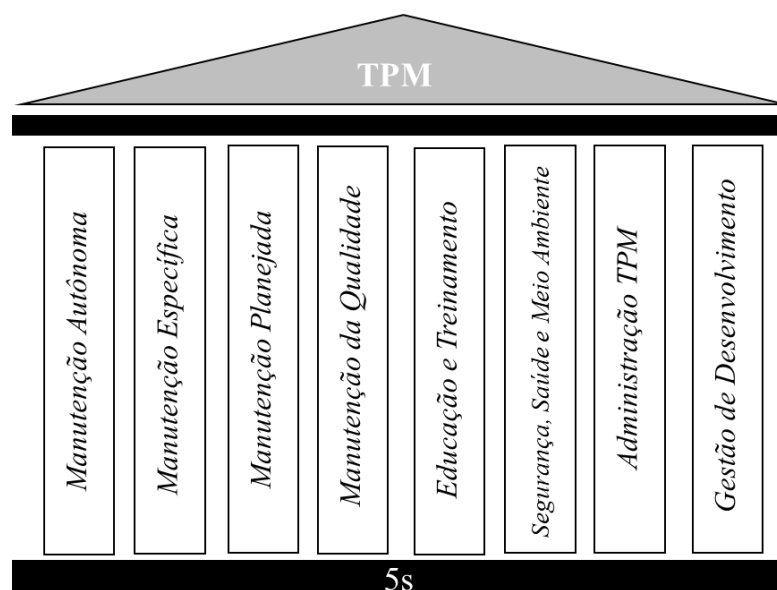
Contudo, dentre estas ferramentas, existem técnicas que são tão estruturadas de modo que podem ser consideradas como uma filosofia, este é o caso do TPM (MORALES MÉNDEZ e RODRIGUEZ, 2017). Liker e Morgan (2016) ressaltam que a Toyota acredita no constante aprendizado. Pois, há algumas ferramentas mais complexas na qual é necessária a transformação cultural para serem aplicadas. Por isso, é preciso ser humilde, iniciar a jornada do aprendizado, continuar caminhando e nunca parar. Então, isto refletirá em todo o sistema.

2.1.1 *Total Productive Maintenance*

Em 1971, no Japão, o *Total Productive Maintenance* (TPM) foi desenvolvido para solucionar problemas relacionados com a manutenção de sistemas, destinando aos operadores e funcionários mais responsabilidades (NAKAJIMA, 1984). Por este motivo, este método consegue envolver toda uma organização com o objetivo de aumentar o conhecimento, o desempenho, a eficiência e o trabalho em equipe (MORALES MÉNDEZ e RODRIGUEZ, 2017).

Pode-se dizer que o TPM se tornou uma estratégia essencial para as políticas de manutenção, quando implantado este método tem-se um resultado positivo, como ocorreu no Japão e em outros países (SIMÕES et al., 2011). Com isso, segundo o *Japan Institute of Plant Maintenance* (JIPM), a implementação do TPM pode estruturada por princípios, separados em oito pilares a serem seguidos. Estes pilares estão firmados na base 5S (*Seri, Seiton, Seiso, Saketsu, Shitsuke*), em tradução, Utilização, Ordenação, Limpeza, Saúde e Autodisciplina. A representação da estrutura da Casa do TPM encontra-se na Figura 10 (SHINDE e PRASAD, 2018).

Figura 10 - Estrutura dos oitos pilares para implementação do TPM.



Fonte: Adaptado de JIPM (2019).

A partir disso, o objetivo é desenvolver os seguintes elementos do TPM (NAKAJIMA, 1988):

- Aumentar a eficácia do equipamento (eficiência global);
- Criar um sistema sólido de Manutenção Programada e Preventiva para acompanhar toda a vida útil do equipamento;
- Implementar o TPM em vários departamentos da empresa;
- Envolver todos os funcionários, da administração aos operadores;
- Promover a Manutenção Preventiva por meio do “gerenciamento de motivação”, integrando atividades desenvolvidas por pequenos grupos.

Morales Méndez e Rodriguez (2017) destacam que o objetivo do programa é encontrar a causa-raiz dos problemas de manutenção por meio da análise de falhas do equipamento, para posteriormente serem aplicadas as ações corretivas, certificando a disponibilidade, conformidade e produtividade do equipamento. Portanto, os gestores precisam ter ciência que ao implementar uma política de manutenção, é necessário aplicar indicadores que apontam qual é a situação da falha, como, por exemplo, Fluxograma, Histograma, Controle gráfico, Gráfico de Pareto, entre outros. Estas diferentes opções de ferramentas de análise, possibilitam aos especialistas tomarem ações necessárias para melhoria do processo (KIRAN

et al., 2013).

Todos os fundamentos estabelecidos por este programa, intenciona pela melhoria geral da eficiência da produção, buscando o rendimento máximo que pode ser obtido. Comumente, os sistemas de produção são homem-máquina, logo, quanto mais automatizado for um sistema, melhor será o desempenho. Porém, fatores como métodos de fabricação, uso e manutenção de equipamentos interferem diretamente nos resultados. Neste momento, o TPM age de forma a evitar ocorrências como, por exemplo, perdas de parada, redução de velocidade, produção defeituosa; evitando estes tipos de falhas, tem-se o aumento da eficiência do sistema global (CHAN et al., 2005).

A ação contínua de um controle rígido dos equipamentos, torna a supervisão mais facilitada, sendo possível tomar decisões de forma rápida e assertiva, mantendo a funcionalidade da planta. Sendo assim, reflete positivamente em todo o sistema de produção, pois é capaz de envolver todas as áreas relacionadas ao processo de modo organizado e dinâmico, aumentando a produção de maneira sólida e sustentável (SHINDE e PRASAD, 2018).

Então, pode-se concluir que a medição é um item relevante para o processo de melhoria contínua, métricas são aplicadas para diagnosticar o desempenho. Um indicador muito utilizado é o OEE, que considera o envolvimento entre a manutenção da operação, gerenciamento dos equipamentos e os recursos disponíveis. Sendo, o propósito maximizar a eficácia (CHAN et al., 2005). Dessa forma, este modo de gestão, auxilia diretamente na busca pela excelência na fabricação, pois funciona de forma que se prioriza as atividades consideradas como críticas para a manutenção, otimiza-se os recursos e por consequência é obtido o aumento da Eficiência Geral do Equipamento (SHINDE e PRASAD, 2018).

2.1.2 Overall Equipment Effectiveness

Nakajima, na década de 1970, inseriu na indústria japonesa o indicador OEE por meio do TPM. A aplicação do indicador OEE tinha por finalidade comunicar ao departamento de manutenção sobre a eficácia do equipamento sob análise, para que fosse feita a avaliação do desempenho e, assim, ser possível planejar e executar as devidas ações corretivas (STEINBACHER e STEINBACHER, 1993).

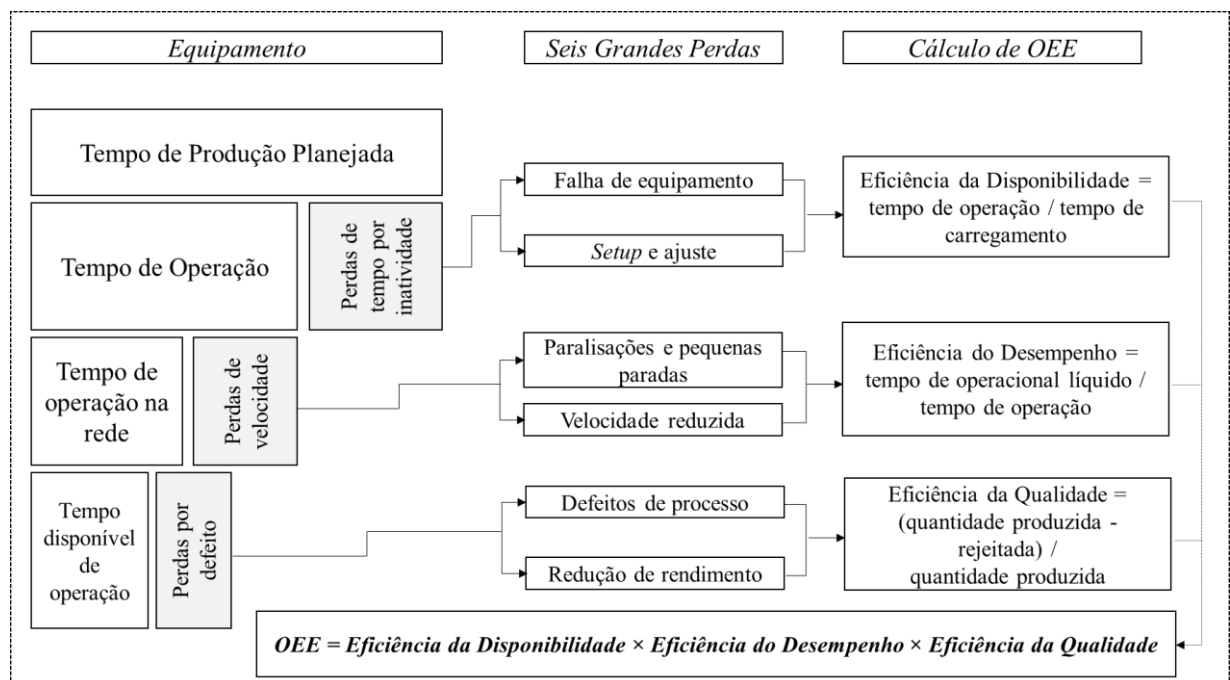
Nesse contexto, o propósito do OEE é avaliar um equipamento em função de um período de referência. Este equipamento pode ser “uma parte do sistema produtivo” como, por exemplo, máquina, célula de produção, linha de produção, ou o “equipamento global”. Os

dados fornecidos para a análise são variáveis por período (horário de trabalho, um dia, uma semana, outro período definido), conforme as instruções do TPM ou alguma abordagem de melhoria contínua (FOULLOY; CLIVILLÉ; BERRAH, 2019).

Portanto, aplicando o indicador OEE é possível identificar as “seis grandes perdas”. Estas perdas estão divididas em: 1. Falha de equipamento; 2. *Setup* e ajuste; 3. Paralisações e pequenas paradas; 4. Redução de velocidade; 5. Defeitos de processo; 6. Redução de rendimento. Dentre as seis perdas, a 1 e 2 estão relacionadas à disponibilidade da máquina, a 3 e 4 ao desempenho da máquina, e a 5 e 6 à taxa de qualidade do equipamento (ESWARAMURTHI e MOHANRAM, 2013).

A Figura 11 exemplifica a relação entre as seis grandes perdas com o OEE. A coluna “Equipamento” classifica os tipos de tempos e quais perdas podem ocorrer, a coluna “Seis grandes perdas” categoriza as perdas da coluna anterior com as classes que podem se enquadrar, e por fim na coluna “Cálculo do OEE” indica quais os parâmetros para realizar o cálculo de cada variável do OEE. Abaixo do fluxograma tem-se a expressão que quantifica o OEE.

Figura 11 - As seis grandes perdas e o OEE.



Fonte: Adaptado de Singh et al. (2013).

A partir das definições da Figura 11, Singh et al. (2013) desenvolveram os passos a serem seguidos para o cálculo do OEE:

- Insira o valor do Tempo Total do Turno;
- Insira o valor do Tempo de Inatividade Planejado;
- Calcular Tempo de Carregamento = (tempo total - tempo de inatividade planejado);
- Insira o valor de todo o Tempo de Inatividade e todo o Tempo de Parada;
- Calcular o Tempo de Operação = tempo de carregamento (todo o tempo de inatividade + todo o tempo de parada);
- Disponibilidade = tempo de operação / tempo de carregamento;
- Insira o valor do Tempo Real do Ciclo e do Tempo do Ciclo Teórico;
- Calcular Taxa de Velocidade Operacional = tempo de ciclo teórico / tempo real de ciclo;
- Insira o valor do Tempo Real de Processamento e do Valor Total Produzido;
- Calcular a Taxa de Operação da Rede = tempo real de processamento / tempo de operação;
- Calcular Eficiência do Desempenho = Taxa de Operação Líquida * Taxa de Velocidade Operacional;
- Insira o valor da Quantidade de Defeitos;
- Calcular Taxa de Qualidade = (Quantidade Total Produzida - Quantidade de Defeitos) / Quantidade Total Produzida;
- Eficiência Geral do Equipamento (*OEE*) = Disponibilidade * Eficiência do desempenho * Taxa de Qualidade.

Eswaramurthi e Mohanram (2013) ressaltam que há uma lacuna no cálculo do OEE. A lacuna acontece por não levar em consideração a perda por indisponibilidade de mão de obra e materiais, que são variáveis que afetam diretamente em um sistema produtivo.

Seguindo o viés multicritério do OEE, na qual é possível realizar o diagnóstico causal e a identificação da perda, existem sinônimos para definir os nomes dos parâmetros para o cálculo do OEE, por exemplo: Disponibilidade, Desempenho e Taxa de qualidade, como apresentada pela expressão (2) seguida das expressões (3) – (4) (DAL et al., 2000; NAKAJIMA, 1988):

$$OEE = Disponibilidade \times Desempenho \times Taxa\ de\ qualidade \quad (2)$$

sendo,

$$\text{Disponibilidade} = (\text{tempo planejado} - \text{tempo de paradas}) / (\text{tempo planejado}) \quad (3)$$

$$\text{Desempenho} = (\text{quantidade produzida} \times \text{tempo de ciclo}) / (\text{tempo operação}) \quad (4)$$

$$\text{Taxa de qualidade} = (\text{quantidade produzida} - \text{quantidade defeituosa}) / (\text{quantidade produzida}) \quad (5)$$

Lembrando que as abordagens apresentadas são equivalentes e ambas levarão ao resultado do OEE. Por isso, fica à critério da administração decidir qual a abordagem que será aplicada. O importante é considerar o aspecto cultural da empresa, as tecnologias disponíveis e a natureza dos métodos (FOULLOY; CLIVILLÉ; BERRAH, 2019).

Esta ferramenta também viabiliza a melhoria contínua, pois pode ser usada como *benchmark*, realizando comparativos entre linhas ou entre plantas fabris (SINGH et al., 2013). Segundo Blanchard (1997), a referência de desempenho para o OEE em classe mundial é de 85%. Porém, apesar de ser um indicador de desempenho claro, pode ocorrer a necessidade de realizar ajustes no escopo ou alguma modificação para adaptar-se a necessidade da empresa (WUDHIKARN, 2012).

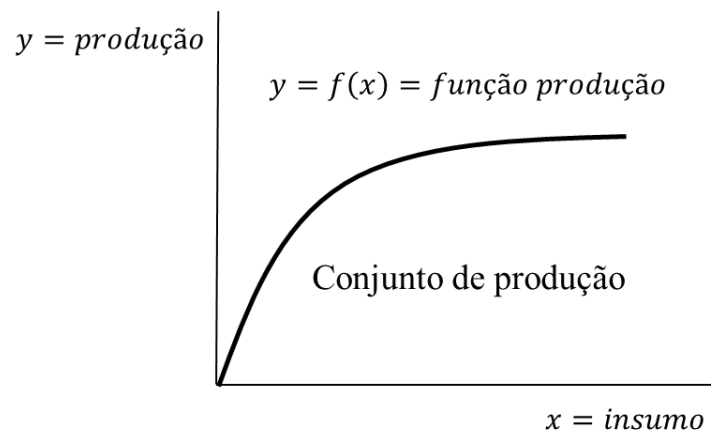
2.2 CONCEITOS DE TEORIA DA PRODUÇÃO E PRODUTIVIDADE

2.2.1 Teoria da produção

De acordo com Vasconcellos (2017) o processo chamado produção consiste em converter os fatores de produção (*inputs*) em produtos ou serviços (*outputs*) para atender a demanda do mercado consumidor.

As empresas podem transformar os fatores de produção em produto final usando diferentes combinações de mão de obra, matéria-prima e capital. Esta relação entre os *inputs* e os *outputs* no processo produtivo é conhecida como função de produção, ou seja, a função produção indica a quantidade máxima de produtos que podem ser obtidos por meio da quantidade de fatores de produção disponíveis (VASCONCELLOS, 2011). A Figura 12 apresenta a relação da Fronteira de Possibilidades de Produção (FPP) e a função produção.

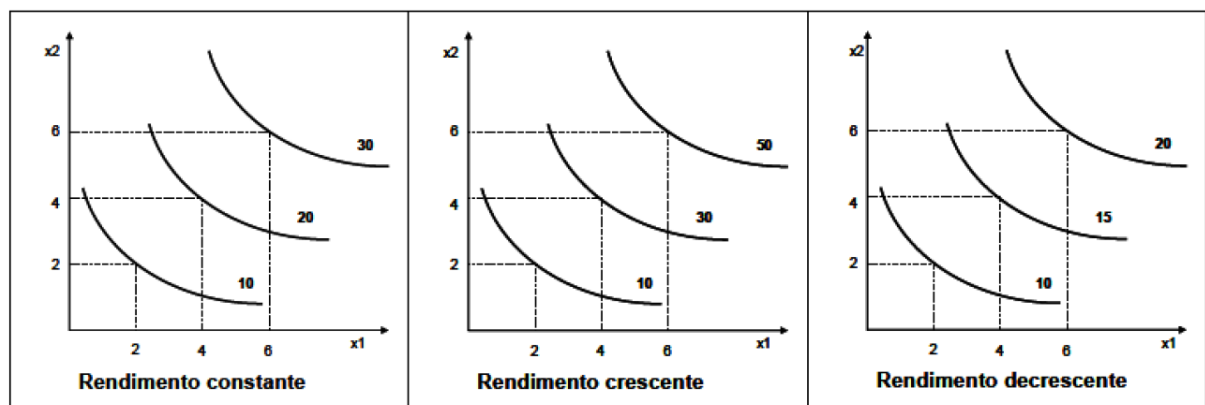
Figura 12 - Conjunto de produção.



Fonte: Adaptado de Varian (2015).

Por meio da representação gráfica das curvas isoquantas é possível analisar as possibilidades existentes de combinações de insumos que geram o mesmo volume de produção. A empresa deve analisar os efeitos dos investimentos a serem feitos sempre se atentando aos conceitos de rendimentos de escala, conforme o exemplo abordado na Figura 13 (PINDYCK e RUBINFELD, 2013).

Figura 13 - Rendimentos de escala.



Fonte: Pindyck e Rubinfeld (2010).

- Rendimentos constantes de escala: ocorrem quando os fatores de produção crescem em uma certa proporção, e a produção cresce na proporção equivalente.
- Rendimentos crescentes de escala: conforme o crescimento na mesma proporção dos fatores de produção, o crescimento da produção ocorre em uma proporção maior.

- Rendimentos decrescentes de escala: acontecem quando o crescimento dos fatores de produção cresce na mesma proporção, porém a produção aumenta em uma proporção menor.

2.2.2 Produtividade e Eficiência

Segundo Varian (2015), por vezes, os conceitos de produtividade, eficiência e eficácia são confundidos, para isso o autor esclarece as definições dos mesmos:

- Produtividade é a razão entre o que foi produzido e o que foi utilizado para produzir.
- Eficiência é a comparação do que foi produzido com o que poderia ser produzido se os mesmos recursos fossem utilizados de forma mais produtiva.
- Eficácia está relacionado com o cumprimento das metas, sem considerar os recursos empregados.

Para Vasconcellos (2017), um fator que deve ser analisado para escolha do processo de produção é a eficiência. Existem dois tipos de eficiência: a eficiência técnica (ou tecnológica) e a eficiência econômica, definidas da seguinte forma:

- Eficiência técnica (ou tecnológica): ocorre quando há dois ou mais processos de produção, e consegue-se produzir a mesma quantidade de produto, usando menos quantidade física de fatores de produção;
- Eficiência econômica: ocorre quando há dois ou mais processos de produção, e é produzido a mesma quantidade de produto, porém, com o custo reduzido de produção.

Admitindo que a teoria da produção correlaciona os *inputs* e os *outputs* de um processo de produção, surge a necessidade e o empenho de melhorar a eficiência técnica, que por sua vez está relacionado aos estudos de otimização na engenharia (VASCONCELLOS, 2017).

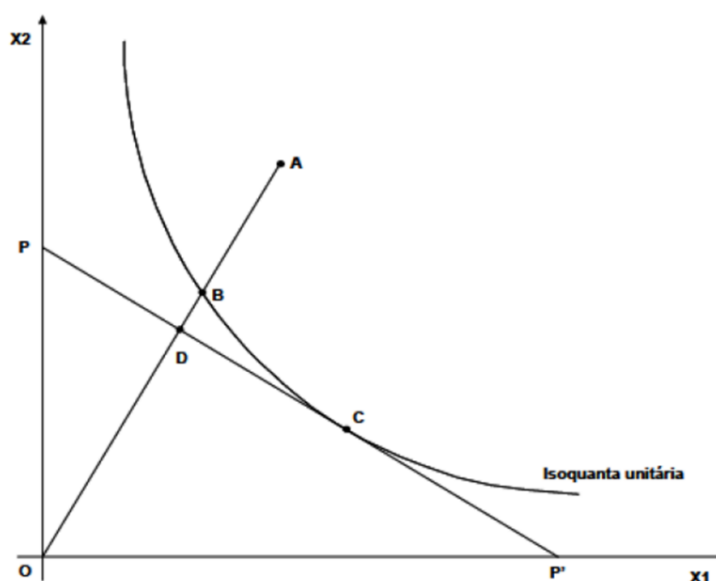
Vilfredo Pareto (1848-1923) disseminou um dos conceitos mais importante da economia em seu estudo sobre a eficiência, sua teoria define que “se houver uma maneira de se melhorar a situação de uma pessoa sem piorar a de outra, haverá uma melhoria de Pareto” (LACOSTE et al., 2015), e Varian (2015) acrescenta que se caso não puder ser realizada nenhuma melhoria de Pareto, conclui-se que a alocação é Pareto-eficiente.

Cooper et al. (2006) relataram a experiência realizada por Koopmans (1951) na qual em um ambiente produtivo foi adotado a propriedade de Pareto, na circunstância que

nenhuma saída melhoraria sem piorar uma ou mais saídas ou entradas. De forma que não havia a possibilidade de melhorar uma entrada sem piorar uma ou mais saídas ou entradas e este argumento ficou conhecido como eficiência de Pareto-Koopmans.

A medida da eficiência técnica foi apresentada pelo trabalho de Debreu (1951), a qual definiu como a máxima redução das entradas ou aumento das saídas dentro das fronteiras tecnológicas, conservando a mesma produção ou o mesmo consumo. Contudo, o trabalho de Farrell (1957) baseado no estudo Debreu (1951), gerou um impacto maior nos estudos sobre eficiência e produtividade. O autor definiu uma fronteira linear por partes fundamentada nas observações, sendo que esta fronteira foi calculada por meio de sistemas de equações lineares que além de definir quais as unidades eficientes e ineficientes, decompôs a medida em duas componentes: técnica e alocativa. Na Figura 14 está apresentado o diagrama de Farrell (1957).

Figura 14 - Diagrama de Farrell



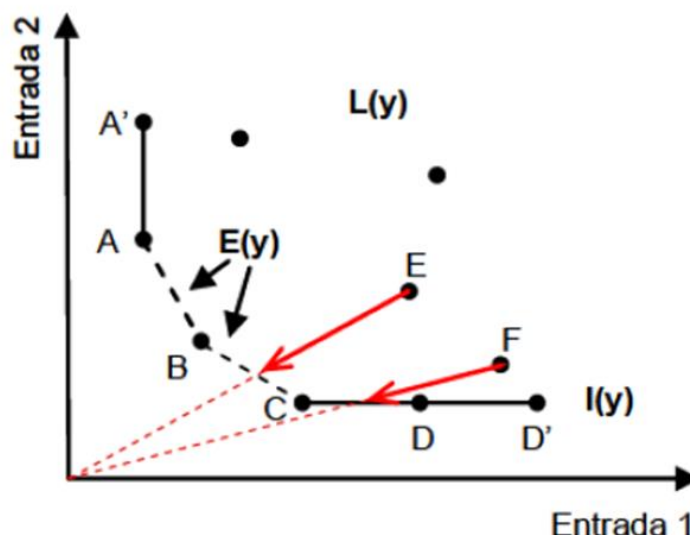
Fonte: Adaptado de Farrel (1957).

Considerando dois insumos para se produzir um produto, a isoquanta unitária é obtida por meio das observações e a linha PP' refere-se ao preço relativo dos insumos (isocusto). Define-se como medidas de eficiência as distâncias radiais a partir da origem, sendo assim, as unidades B e C são classificadas como eficientes, porém, somente C é classificada como eficiente tanto para utilização de recursos quanto ao preço. Logo, C é eficiente tecnicamente e alocativamente e a eficiência de B pode ser calculada pelas seguintes maneiras:

- Eficiência técnica: $\frac{OB}{OA}$, relacionada à utilização de recursos;
- Eficiência alocativa: $\frac{OD}{OB}$, relacionada aos preços dos insumos;
- Eficiência total: $\frac{OD}{OA}$ ou $\frac{OB}{OA} \times \frac{OD}{OB}$

Os conceitos de Pareto-Koopmans e Debreu-Farrell podem ser diferenciados por meio da representação do espaço de entrada, referente aos conjuntos de possibilidades de produção de acordo com a Figura 15.

Figura 15 - Eficiência técnica.



Fonte: Varian (2015).

Na Figura 15 observa-se que os planos de operação A, B e C não possuem desperdício de recursos. Portanto, entende-se que o subconjunto eficiente $E(y)$ obedece ao conceito Pareto-Koopmans. Para a unidade D é possível produzir a mesma quantidade mantendo-se na isoquanta $I(y)$ e utilizando menos do recurso 1, sendo assim, por não haver a possibilidade de reduzir radiais, a unidade D classifica-se como eficiente para Debreu-Farrell e não eficiente segundo Pareto-Koopmans. As unidades E e F tornam-se eficiente de acordo com o conceito Debreu-Farrell apenas se reduzir seus insumos (VARIAN, 2015).

2.3 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

Charnes et al. (1978) propuseram o modelo DEA, com o interesse de desenvolver uma

medida de eficiência para as DMUs e assim fossem avaliadas as atividades das entidades sem fins lucrativos que participavam de programas públicos americanos. Este método quantitativo, além de avaliar a eficiência das organizações públicas ou privadas, é frequentemente utilizado em estudos sobre *benchmarking* (SIMON DE BLAS et al., 2018).

As expressões (6) – (9) representam o modelo DEA, o objetivo é avaliar a eficiência das DMUs classificando-as em eficiente e não eficiente. Normalmente avalia-se múltiplos *inputs* e *outputs*, porém, deve-se considerar apenas os *inputs* e *outputs* relevantes para avaliação das DMUs. O resultado é obtido por meio da razão entre os *outputs* ponderados e os *inputs* ponderados sujeito à condição de que as razões semelhantes para cada DMU sejam menores ou iguais a unidade (CHARNES et al., 1978):

$$\max h_0 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} / \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} \quad (6)$$

Sujeito a:

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

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

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

Sendo y_{rj} é o valor do *output* $r \in \{1, \dots, s\}$, para a j DMU com $j \in \{1, \dots, n\}$; x_{ij} é o valor do *input* $i \in \{1, \dots, m\}$, para a j DMU com $j \in \{1, \dots, n\}$; u_r é o peso associado para o *output* r e v_i é o peso associado para o *input* i ; e y_{r0} e x_{i0} são os valores de *outputs* $r \in \{1, \dots, s\}$ para a DMU sob análise (DMU₀) e, $i \in \{1, \dots, m\}$ são os valores de *inputs* para a DMU sob análise (DMU₀). A eficiência relativa da DMU₀ é representada por h_0 .

Friesner et al. (2013) afirmam que a DEA está entre as ferramentas empíricas mais populares quando o objetivo é medir o custo e a eficiência produtiva no ambiente industrial, o seu uso é vantajoso devido a diferentes fatores, como:

- Os pesquisadores devem coletar somente os dados relevantes de *input* e *output* para cada DMU;
- A DEA é classificada como não paramétrica, sendo assim, os dados de *input* e *output* podem possuir diferentes unidades de medida;
- Diferente de outras opções, como por exemplo a Análise de Fronteira Estocástica (SFA), o uso da DEA é relativamente simples para estimar a eficiência para DMUs que produzem múltiplos *outputs*.

Outros conceitos relevantes foram ressaltados por Azadeh et al. (2013), tais como:

- Este método tem a capacidade de identificar a melhor prática para as unidades de maneira que nenhuma outra unidade ou combinação linear entre elas será menor do que todos os *inputs* ou maior do que todos os *outputs*;
- O pressuposto a DEA é que os dados sejam apresentados como valores numéricos;
- A DEA fornece valores menores do que 1 para as DMUs classificadas como ineficientes e igual a 1 para eficientes.

2.3.1 DEA CCR e DEA BCC

A partir do modelo original DEA foi apresentado por Charnes et al. (1978), o DEA CCR indicado nas expressões (10) – (14), que admite o retorno constante de escala ou *Constant Return to Scale* (CRS) e a orientação ao *input*:

$$\max h_0 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} \quad (10)$$

Sujeito a:

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

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

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

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

sendo que x_{i0} é o *input* i da DMU₀ (sob análise); y_{r0} é o *output* r da DMU analisada (DMU₀), v_i é o peso do *input* i , u_r é o peso do *output* r , x_{ij} é o *input* i e y_{rj} o *output* r da DMU j , os demais parâmetros são análogos ao modelo apresentado em (6) a (9).

Portanto, foi proposto por Banker et al., (1984), o modelo DEA BCC, assumindo o retorno variável de escala ou *Variable Return to Scale* (VRS), a orientação ao *output* e foi adicionada a variável C_0 (fator de escala). Utilizando o VRS foi possível indicar a fronteira de eficiências. O modelo está apresentado nas expressões (15) – (20):

$$\max h_0 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + C_0 \quad (15)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (16)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + C_0 \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

$$u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s \quad (18)$$

$$v_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \quad (19)$$

$$C_0 \text{ Livre} \quad (20)$$

As variáveis e os parâmetros são análogos ao modelo apresentado em (6) a (9).

2.3.2 Modelos de Análise Envoltória de Dados Multiobjetivo

A partir da lacuna da Regra de Ouro (expressão 1) de Banker et al. (1989), Li e Reeves (1999) propuseram o modelo MCDEA para ser utilizado quando a regra de ouro não for atendida. Este modelo possui três funções objetivo que são analisadas de forma independente sem que haja preferência prévia por um objetivo, conforme as expressões (21) – (29):

$$\min d_0 \text{ or } \max \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} \quad (21)$$

$$\min M \quad (22)$$

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

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (24)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (25)$$

$$M - d_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (26)$$

$$u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s \quad (27)$$

$$v_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \quad (28)$$

$$d_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (29)$$

sendo que d_j mede a ineficiência para j -ésima DMU e $M = \text{Max} \{d_j\}$, ou seja, a variável M é o máximo valor de ineficiência, e d_0 indica a ineficiência para a DMU que está sob análise (DMU₀). Os outros parâmetros e variáveis são análogos ao modelo apresentado em (6) a (9).

A partir do modelo MCDEA, uma sequência de modelos foi proposta com a intenção de aperfeiçoar o modelo original. A seguir estão citados alguns modelos relevantes na literatura para estudo de avaliação de eficiência por meio de modelos Multiobjetivos.

Iniciando pelo modelo *Minsum*-CCR, a qual foi feita a modificação na função objetivo ao considerar apenas um termo ($\sum_{j=1}^n d_j$). O modelo *Minmax* também alterou a função objetivo, considerando apenas a variável M na função (CHEN et al., 2009).

A proposta dos modelos GPDEA (CCR e BCC) de Bal et al. (2010) foi utilizar a programação por metas para avaliar simultaneamente todos os objetivos em apenas uma função objetivo, reduzindo os desvios entre os objetivos, e também avaliar a homogeneidade da distribuição dos pesos. Os autores citam que, além da falta de discriminação que o modelo DEA apresenta entre as DMUs eficientes, também há inconveniência quanto aos pesos irrealistas de *input* e *output*.

Ainda na busca por um modelo que aumente o poder de discriminação do modelo DEA, Ghasemi et al. (2014) propuseram o modelo BiO-MCDEA. Os autores afirmam que, segundo as simulações feitas com os modelos GPDEA de Bal et al. (2010), os mesmos não são representativos do MCDEA, por conterem uma formulação matemática incorreta, e seguem afirmando que o modelo proposto supera os aspectos do GPDEA em questões de poder de discriminação e dispersão de peso.

Hatami-Marbini e Toloo (2017) criticaram o modelo BiO-MCDEA de Ghasemi et al. (2014) por não definirem na pesquisa uma abordagem adequada para encontrar o valor de épsilon (ε). Esta afirmação foi feita após os autores realizarem simulações com valores para ε diferentes de zero e encontrarem classificações divergentes entre os *rankings* de DMUs eficientes, indicando que a escolha do ε interfere no resultado do modelo. Posterior a isto, propuseram o modelo “*An extended MCDEA*”.

Segundo Rubem et al. (2017), os objetivos do modelo MCDEA são geralmente conflitantes e por isso uma solução ótima que solucione simultaneamente todos os objetivos não existe. Seguindo esta linha de raciocínio, os autores acreditam que a GP é uma boa alternativa para resolver problemas Multiobjetivos, porém o modelo GPDEA de Bal et al. (2010) foi formulado matematicamente de maneira incorreta e nenhum outro modelo matemático utilizando GP tinha sido proposto para corrigir esta formulação. Sendo assim, o

intuito dos autores foi apresentar as inconsistências do modelo GPDEA e posteriormente formular adequadamente o modelo matemático utilizando GP ponderada para resolver os problemas de MCDEA, o modelo denomina-se “*Weigthed Goal Programming MCDEA*”. Até o momento, não há críticas na literatura sobre este modelo MCDEA.

2.3.3 BiO-MCDEA

Ghasemi et al. (2014) formularam o modelo BiO-MCDEA utilizando a segunda e a terceira função objetivo do modelo MCDEA, considerou que a função triobjetivo MCDEA pode ser reescrita da seguinte forma, $w_1 d_0 + w_2 M + w_3 \sum_{j=1}^n d_j$ sendo equivalente a um único objetivo ponderado. Sendo assim, a primeira função objetiva pode ser eliminada no sentido ponderado, pois, o valor de w_1 é igual a zero sempre que $\sum_{j=1}^n d_j$ for minimizada, d_0 também será minimizado. O modelo está representado em (30) – (36):

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

Sujeito a:

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

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

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

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

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

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

sendo que, M é o máximo desvio, w_2 e w_3 são os pesos na função objetivo e ε é a parametrização para variáveis de decisão u_r , na restrição (34), e v_i , na restrição (35), que possibilita, em algumas situações, aumentar a discriminação entre as DMUs. Os outros parâmetros e variáveis são análogos ao modelo apresentado em (21) a (29).

2.3.4 *An extended Multiple Criteria Data Envelopment Analysis Model*

O modelo matemático de Hatami-Marbini e Toloo (2017) está descrito nas expressões (37) – (43), lembrando que nesse modelo o primeiro procedimento é calcular o valor máximo da variável de decisão (ε), conhecida como (ε^*), usando o modelo linear integrado formulado por (AMIN e TOLOO, 2009) conforme as expressões (44) – (48):

$$W(\varepsilon) = \min w_1(2d_0) + w_2M + w_3 \sum_{j=1(j \neq 0)}^n d_j \quad (37)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (38)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (39)$$

$$M - d_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (40)$$

$$d_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (41)$$

$$u_r \geq \varepsilon, r = 1, 2, \dots, s \quad (42)$$

$$v_i \geq \varepsilon, i = 1, 2, \dots, m \quad (43)$$

Os parâmetros e variáveis são correspondentes ao modelo apresentado em (30) – (36).

$$\varepsilon^* = \max \varepsilon \quad (44)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (45)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (46)$$

$$\varepsilon - u_r \leq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (47)$$

$$\varepsilon - v_i \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (48)$$

Os parâmetros e variáveis são correspondentes ao modelo apresentado em (30) – (36).

Também foi proposto por Hatami-Marbini e Toloo (2017) o modelo matemático com supereficiência, descritos nas expressões (49) – (55):

$$p(\varepsilon) = \min w_2 M + w_3 \left(\sum_{j=1}^n d_j - \sum_{r=1}^s u_r y_{ro} \right) \quad (49)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (50)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n; \quad j \neq 0 \quad (51)$$

$$M - d_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n; \quad j \neq 0 \quad (52)$$

$$d_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n; \quad j \neq 0 \quad (53)$$

$$u_r \geq \varepsilon, r = 1, 2, \dots, s \quad (54)$$

$$v_i \geq \varepsilon, i = 1, 2, \dots, m \quad (55)$$

Os parâmetros são correspondentes ao modelo anterior apresentado em (30) – (36).

2.3.5 *Weigthed Goal Programming* MCDEA

O modelo *Weighted Goal Programming* – MCDEA CCR (WGP-MCDEA-CCR) de Rubem et al. (2017) está descrito nas expressões (56) – (65), ressaltando que o mesmo foi proposto corrigindo a formulação incorreta de um modelo que utilizava os conceitos de GP:

$$\min a = \{\lambda_1 d_1^+ + \lambda_2 d_2^+ + \lambda_3 d_3^+\} \quad (56)$$

s.a.

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (57)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (58)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (59)$$

$$d_0 + d_1^- - d_1^+ \leq g_1 \quad (60)$$

$$M + d_2^- - d_2^+ \leq g_2, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (61)$$

$$\sum_{j=1}^n d_j + d_3^- - d_3^+ \leq g_3, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (62)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (63)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (64)$$

$$d_j, d_1^-, d_1^+, d_2^-, d_2^+, d_3^-, d_3^+ \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (65)$$

sendo λ_1, λ_2 e λ_3 os pesos associados a cada termo da função objetivo e g_1, g_2 e g_3 as metas associadas a cada objetivo analisado e, por fim, $d_1^-, d_1^+, d_2^-, d_2^+, d_3^-$ e d_3^+ são as variáveis auxiliares de desvio associadas a realização de cada meta. Os outros parâmetros e variáveis

são correspondentes ao modelo apresentado em (21) a (29).

Uma consideração importante sobre os *outputs*: por vezes, podem existir *outputs* indesejáveis, que são aqueles que o intuito é minimizá-los. Quando ocorre isto, torna-se necessário realizar o tratamento desses dados para que o cálculo seja dado de maneira correta. Existem quatro métodos que podem ser utilizados:

- *Additive inverse* (ADD): Os *outputs* indesejáveis tornam-se desejáveis por meio da troca de sinal de seus valores. Abordagem: $u_{rj} \rightarrow -u_{rj}$ (KOOPMANS, 1951).
- *Incorporating undesirable output* (INP): Os *outputs* indesejáveis são considerados como *inputs* na estrutura do modelo, porém podendo ser aplicado aos modelos DEA BCC e DEA CCR, após avaliar a escala de operações das unidades avaliadas (GOMES, 2003).
- *Multiplicador inverse* (MLT): Para os dados dos *outputs* indesejáveis, são calculados o seu inverso. Abordagem: $u_{rj} = \frac{1}{u_{rj}}$ (GOLANY e ROLL, 1989).
- *Translation* (TR β): Os dados dos *outputs* indesejáveis são transformados, adicionando à abordagem ADD no escalar positivo, β , grande o suficiente para que os dados encontrados sejam positivos para todas as DMUs. Podendo ser aplicado aos modelos DEA BCC e Aditivo. Abordagem: $-u_{rj} + \beta$ (COOPER et al., 2007).

2.4 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS FUZZY

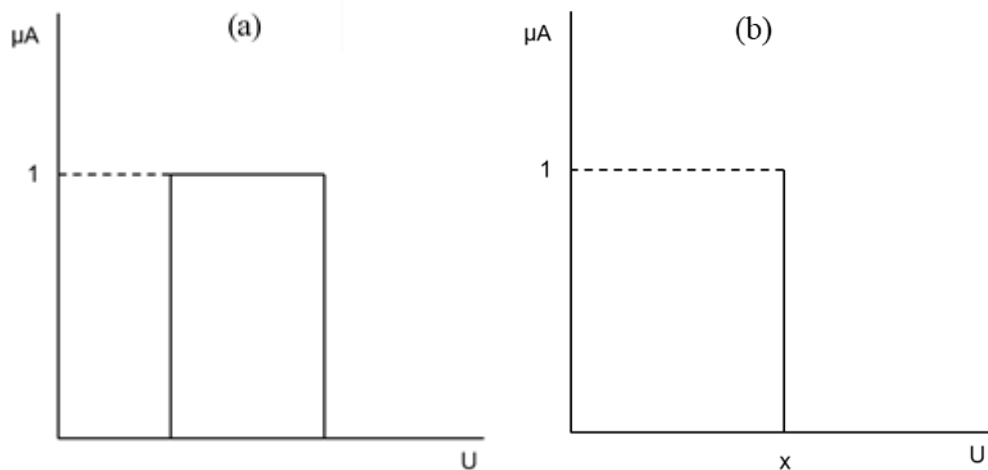
2.4.1 Conjuntos *fuzzy*

Os conjuntos *fuzzy* ou difusos foram apresentados por Zadeh (1965) como uma forma de desconstruir os conceitos de verdadeiro e falso absolutos (0 ou 1) advinda dos conjuntos clássicos. Trazendo pela primeira vez à literatura uma maneira de caracterizar um objeto do mundo real que não possui critérios precisamente definidos.

O autor explica que um objeto pode ter classificação ambígua e isso o faz pertencer a dois grupos distintos, porém pertence a estes grupos em níveis de relação diferente. Esta classificação do nível ocorre por meio grau de pertinência, que é o grau de associação que o objeto tem a determinado grupo. Para o número *fuzzy* o grau de pertinência varia entre 0 e 1,

permitindo criar uma estrutura conceitual para tratar de maneira mais natural os problemas que possuem dados imprecisos ou critérios pouco definidos (Figura 16a). Para um dado nítido, atribui-se o fator de pertinência 1 para o valor exato e zero para os demais valores (Figura 16b).

Figura 16 - Função de pertinência.



Fonte: Adaptado Zadeh (1965).

O grau de pertinência pode ser descrito matematicamente da seguinte forma: em um conjunto universal na qual um elemento x tem um grau de pertinência $\mu_A(x)$, a função de pertinência do subconjunto difuso A em relação a x apresenta-se como:

$$\mu_A: x \rightarrow [0, 1]$$

Ao modo que quando for atribuído um número real $\mu_A(x)$ no intervalo $[0, 1]$, para cada elemento $x \in A$ o valor de $\mu_A(x)$ em x indicará o grau de pertinência de x em A . Se a função de pertinência for igual a 1 indica que o elemento é totalmente pertencente ao conjunto A e se for igual a zero o mesmo não pertence ao conjunto A . Entretanto, os valores intermediários indicam que há uma pertinência parcial, sendo quanto maior o valor, maior a pertinência (ZADEH, 1965).

O número *fuzzy* pode ser determinado de diferentes maneiras de acordo com o problema sob análise. Markowski e Mannan (2008) também ressaltam que se tratando de análise de confiabilidade na engenharia qualquer tipo de função de pertinência pode ser aplicada. Porém, entre os diferentes tipos de funções, comumente é utilizada na engenharia de confiabilidade as funções lineares triangular e trapezoidal para descreverem, por exemplo, as taxas de falhas

fuzzy. Kabir e Papadopoulos (2018) exemplificam estas duas funções da seguinte forma: sendo $x, a_1, a_2, a_3, a_4 \in \mathbb{R}$, um número *fuzzy* triangular A pode ser apresentado pela função de pertinência μ_A conforme a expressão (66),

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x - a_1}{a_2 - a_1}, & \text{para } a_1 < x < a_2, \\ \frac{a_3 - x}{a_3 - a_2}, & \text{para } a_2 < x < a_3, \\ \text{Caso contrário, } 0. \end{cases} \quad (66)$$

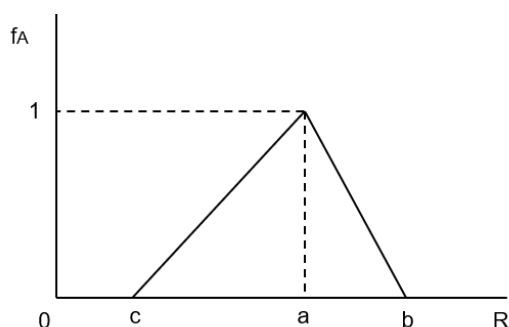
Sendo um número triangular *fuzzy* $A = (a_1, a_2, a_3)$, a variável a_2 refere-se ao grau máximo de pertinência, ou seja, $\mu_A(2) = 1$, indicando que a_2 tem o maior grau de associação. Com isso, o limite inferior e o limite superior dos dados em avaliação são a_1 e a_3 , respectivamente.

A função de pertinência para o número *fuzzy* trapezoidal é semelhante ao número *fuzzy* triangular, e se apresenta conforme a expressão (67),

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x - a_1}{a_2 - a_1}, & \text{para } a_1 < x < a_2, \\ 1, & \text{para } a_2 < x < a_3, \\ \frac{a_4 - x}{a_4 - a_3}, & \text{para } a_3 < x < a_4, \\ \text{Caso contrário, } 0. \end{cases} \quad (67)$$

Um exemplo da aplicação da função de pertinência *fuzzy* triangular é a pesquisa de Liang e Wang (1993), na qual avaliaram a confiabilidade humana. A Figura 17 exemplifica a abordagem triangular $A = (c, a, b)$, sendo “a” o valor nítido. O “b” representa o valor máximo e o “c” representa o valor mínimo, compondo o limite superior e inferior do triângulo.

Figura 17 - Abordagem triangular



Fonte: Adaptado Liang e Wang (1993).

Liang e Wang (1993) expressaram que, apesar de existirem melhorias dos sistemas de segurança de um equipamento ou operação, os erros humanos podem interferir nesses sistemas causando acidentes graves e a confiabilidade do sistema seria superestimada se não considerasse o erro humano, pois é muito importante para qualquer sistema homem-máquina considerar a possibilidade desse erro.

Os aspectos humanos como adaptabilidade e flexibilidade, nível de estresse, complexidade da tarefa, conhecimento e experiência, entre outras, são variáveis de desempenho imprevisíveis. Sendo assim, os autores propuseram analisar a confiabilidade humana utilizando a teoria dos conjuntos *fuzzy* devido a subjetividade que o valor nítido daria às habilidades humanas.

Hatami-Marbini et al. (2011) citam três benefícios da utilização da teoria dos conjuntos *fuzzy* ao analisar problemas do mundo real, são eles: capacidade de tratar a imprecisão ou a indefinição, robustez e soluções de baixo custo; e Zadeh (1975) ressalta que esta ferramenta tornou-se popular devido ao potencial de utilizar variáveis linguísticas, o baixo custo computacional e a facilidade do entendimento.

A aplicabilidade da teoria dos conjuntos *fuzzy* abrange diversas áreas do conhecimento, como, por exemplo, teoria de decisão, inteligência artificial, teoria de controle e estatística entre outros, respectivamente (DE GUSMÃO et al., 2018); (JAAFARI et al., 2019) e (ABDELOUAHEB et al., 2018). Também é possível encontrar na literatura a combinação dos conjuntos *fuzzy* com o modelo matemático DEA como (DOTOLI et al., 2015).

2.4.2 Fuzzy DEA

Hatami et al. (2011) elaboraram uma taxonomia e revisão da literatura para o tema

Fuzzy combinado com o modelo matemático DEA. Eles iniciam a pesquisa dizendo a importância do modelo DEA para avaliar a eficiência relativa de um conjunto de DMUs e como a lógica dos conjuntos *fuzzy* tornou viável a modelagem e manipulação de dados imprecisos ou vagos, oriundos, por exemplo, de informações incompletas. Devido a estas questões, nos últimos anos pesquisadores tem desenvolvido modelos *fuzzy* DEA para lidar com diversos cenários como, por exemplo, (DOTOLI et al., 2015); (AZADEH et al., 2013) e (AZADI et al., 2015).

O primeiro autor a combinar a programação matemática *fuzzy* com o modelo DEA foi Sengupta (1992a,b) por meio da determinação dos níveis de tolerância na função objetivo e nas restrições. Normalmente, as aplicações da teoria *fuzzy* – DEA estão classificadas em quatro tipos de abordagens (LERTWORASIRIKUL et al., 2003a, b; LERTWORASIRIKUL, 2002; KARSAK, 2008), sendo:

1. A abordagem de tolerância;
2. A abordagem baseada em α -nível;
3. A abordagem de classificação *fuzzy*;
4. A abordagem da possibilidade.

Segundo Hatami et al. (2011), dentre as quatro abordagens mencionadas, a mais popular é a abordagem baseada em α -nível, considerando o número de artigos publicados utilizando este conceito nas duas últimas décadas. Esta abordagem tem como princípio transformar o modelo *fuzzy* DEA em um par de programa paramétrico, com a finalidade de obter os limites inferiores e superiores do α -nível nas funções associadas aos índices de eficiência.

Um exemplo desta aplicação é a proposta de Kao e Liu (2000), os autores utilizaram o modelo *fuzzy* DEA com o objetivo de medir a eficiência das DMUs com observações difusas no modelo BCC. O modelo foi desenvolvido aplicando a abordagem α -nível e o princípio de extensão de Zadeh (ZADEH, 1978; ZIMMERMANN, 1996). Foi convertido o modelo *fuzzy* DEA em um par de programa paramétrico e utilizou o método de classificação de números *fuzzy* proposto por Chen e Klein (1997) para mensurar o desempenho da DMU. Ao solucionar este modelo em dado α -nível, gerou-se o intervalo da eficiência para DMU em observação e pôde ser construído a eficiência *fuzzy* correspondente.

Foi apresentado dois modelos matemáticos por Kao e Liu (2000), na qual os limites inferiores e superiores estão associados a variação do α -nível, sendo um modelo para medir o

limite inferior $(W_p)_\alpha^L$ que representa o modelo pessimista (expressões 68 – 71) e o outro para medir o limite superior $(W_p)_\alpha^U$ representando o modelo otimista (expressões 72 - 75):

$$(W_p)_\alpha^L = \max \sum_{r=1}^s u_r (Y_{rp})_\alpha^L + u_0 \quad (68)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^s u_r (Y_{rp})_\alpha^L - \sum_{i=1}^m v_i (X_{ip})_\alpha^U + u_0 \leq 0 \quad (69)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r (Y_{rj})_\alpha^U - \sum_{i=1}^m v_i (X_{ij})_\alpha^L + u_0 \leq 0, \quad \forall j, j \neq p, \quad (70)$$

$$\sum_{i=1}^m v_i (X_{ip})_\alpha^U = 1, \quad u_r, v_i \geq 0, \quad \forall j, j \neq p, \quad (71)$$

$$(W_p)_\alpha^U = \max \sum_{r=1}^s u_r (Y_{rp})_\alpha^L + u_0 \quad (72)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^s u_r (Y_{rp})_\alpha^U - \sum_{i=1}^m v_i (X_{ip})_\alpha^L + u_0 \leq 0 \quad (73)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r (Y_{rj})_\alpha^L - \sum_{i=1}^m v_i (X_{ij})_\alpha^U + u_0 \leq 0, \quad \forall j, j \neq p, \quad (74)$$

$$\sum_{i=1}^m v_i (X_{ip})_{\alpha}^L = 1, \quad u_r, v_i \geq 0, \quad \forall j, j \neq p, \quad (75)$$

sendo, $(X_{ip})_{\alpha}^L$; $(X_{ij})_{\alpha}^U$ e $(Y_{rj})_{\alpha}^L$; $(Y_{rp})_{\alpha}^U$ respectivamente, o α -nível para os *inputs fuzzy* e *outputs fuzzy*. Os outros parâmetros e variáveis são correspondentes ao modelo (6) - (9).

Para a engenharia, em termos de tomada de decisão, uma praticidade seria a leitura dos dados em forma de *ranking* dos modelos resultantes (pessimista e otimista). Com isso, uma solução encontrada por Kao e Liu (2000), foi integrar o conceito do Índice (I_j) de Chen e Klein (1997) para relacionar os modelos pessimista e otimista, de acordo com a expressão (76):

$$I_j = \sum_{k=0}^t ((SE_j)_{\alpha_k}^U - \eta) / \left[\sum_{k=0}^t ((SE_j)_{\alpha_k}^U - \eta) - \sum_{k=0}^t ((SE_j)_{\alpha_k}^L - \beta) \right], \quad t \rightarrow \infty \quad (76)$$

sendo que, para a DMU_j, $(SE_j)_{\alpha_k}^U$ é o valor de eficiência para o modelo otimista, e $(SE_j)_{\alpha_k}^L$ o valor de eficiência para o modelo pessimista; t é o número total de cenários gerados por meio da variação de $\alpha_k \in [0, 1]$, $k = 0, 1, \dots, t$; η é o valor mínimo de eficiência obtido considerando todos os cenários gerados no modelo pessimista, e β é o máximo valor de eficiência obtido considerando todos os cenários gerados no modelo otimista. Neste sentido, Kao e Liu (2000) concluíram que uma quantidade de cenários maior ou igual a 3 são suficientes para o cálculo do I_j .

Existem outros exemplos recentes na literatura que também utilizaram a abordagem *fuzzy* DEA para avaliar eficiência de um conjunto de DMUs, como, por exemplo, a pesquisa realizada por Azadi et al. (2015), que a partir do conceito de gerenciamento sustentável da cadeia de suprimentos avaliou os fornecedores de uma empresa para selecionar os melhores fornecedores sustentáveis, os autores ressaltam que no mundo real os *inputs* e os *outputs* podem ser imprecisos e o modelo apresentado pôde medir a eficácia, eficiência e produtividade em ambientes com incerteza auxiliando os gestores na seleção de fornecedores sustentáveis.

Além da possibilidade da união da lógica *fuzzy* com o método DEA, uma outra abordagem que pode ser utilizada é a combinação da lógica *fuzzy* com os modelos múltiplos critérios. Um exemplo dessa aplicação é a pesquisa de Govindan et al. (2013), os autores propuseram um modelo matemático com abordagem multicritério *fuzzy* para avaliar os fornecedores

de cadeias de suprimentos sustentáveis baseando-se nos aspectos econômicos, ambientais e sociais.

Para expressar o julgamento dos especialistas foi utilizado os números triangulares *fuzzy*, os gestores responderam a um questionário que por meio do resultado determinou-se os pesos para os diferentes critérios, e assim foi possível classificar a relevância dos critérios para o processo de avaliação de fornecedores. Seguindo esta tendência de aplicação dos conjuntos difusos aos modelos multicritérios, será apresentado no Capítulo 3 o desenvolvimento para propor o modelo matemático do presente trabalho que tem o objetivo apresentar um indicador para medir a eficiência relativa de máquinas industriais no contexto sob incerteza.

2.5 TESTE DE CORRELAÇÃO DE SPEARMAN

A partir de 1990, diversas áreas de aplicações estatísticas iniciaram o uso de cópulas e medidas de associação, focando principalmente em termos de correlação linear (matrizes). Dentre as medidas de associação, o coeficiente de correlação de postos Spearman ou *rho de Spearman*, é uma das medidas mais importantes, este tem por objetivo medir a relação entre duas variáveis aleatórias (WANG et al., 2019). Segundo Zhang et al. (2016), o coeficiente de Spearman é classificado como uma medida não paramétrica, que independe do tamanho da amostra e baseia-se na classificação da variável.

Para este teste de correlação, a classificação da variável ocorre por meio da média de suas posições na ordem crescente dos valores. Uma função monótona perfeita acontece quando encontrado o valor de -1 ou 1 para o coeficiente de Spearman e zero para nenhuma correlação (ZHANG et al., 2016). Segundo Costa (2012), duas variáveis obtidas por meio de uma amostra de pares ordenados resultaram no desenvolvimento da fórmula que representa o coeficiente de correlação de Spearman (expressão 77):

$$r_s = 1 - \frac{6 \times \sum D^2}{n(n^2 - 1)} \quad (77)$$

sendo, D a diferença entre os postos de valor correspondente as variáveis; e n o número dos pares dos valores. O coeficiente de correlação r , r_s varia no intervalo $[-1,1]$.

2.5.1 Teste de significância de r_s

Se a amostra foi coletada de maneira aleatória, a partir de uma população, há a possibilidade de definir se as variáveis estudadas estão correlacionadas na população. Em outras palavras, testar a hipótese de que as duas variáveis estão correlacionadas na população. Quando a amostra for superior a 10, a significância referente ao valor resultante de r_s , pode ser encontrada por meio de t calculado de acordo com a expressão (78) (COSTA, 2012):

$$t = r_s \sqrt{\frac{n - 2}{1 - r_s^2}} \quad (78)$$

A expressão 76 refere-se à distribuição *t-Student* com $\phi = n - 2$ graus de liberdade.

Entretanto, o valor-p é encontrado de modo semelhante ao teste de significância de r , coeficiente de correlação de Person (ρ). Na qual, conforme a expressão (79), a hipótese nula ocorre pela condição de igualdade, indicando que não há a correlação (TRIOLA, 2017):

$$\begin{aligned} H_0: \rho_0 &= 0 \\ H_1: \rho_0 &\neq 0 \text{ (afirmação original)} \end{aligned} \quad (79)$$

3 DESCRIÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA

Neste capítulo é apresentada a aplicabilidade da sistemática proposta no presente trabalho em um problema real, assim como os resultados encontrados.

3.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Para as indústrias transformadoras serem competitivas no mercado, há a necessidade de obter um bom desempenho no planejamento e no processo de produção. Um meio de manter-se no padrão é aplicando métricas de monitoramento para acompanhar o desempenho dos fatores que interferem diretamente no resultado, como qualidade, segurança e saúde ocupacional e meio ambiente.

Quando se trata de quantificar a eficiência relativa é necessário que se tenha dados confiáveis, os parâmetros relevantes e a sistemática adequada para servir de embasamento à tomada decisões e iniciativas que beneficiem o processo de produção. Portanto, o objetivo é analisar os recursos disponíveis (*inputs*) para verificar se estão sendo utilizados da melhor forma possível para obter os produtos esperados (*outputs*).

O presente trabalho tem como propósito justamente adequar estes pensamentos de indústria competitiva à uma métrica de avaliação de desempenho, apresentando o indicador de eficiência que engloba o modelo WGP-MCDEA com o conceito dos conjuntos *fuzzy*.

A finalidade é desenvolver um indicador que analise cada processo de forma única, ou seja, verificando aqueles parâmetros que interferem diretamente na eficiência e realizando isto, pelo entendimento dos especialistas, que são os analistas que acompanham diariamente o que é desenvolvido no processo. Então, entende-se que a proposta é a junção da teoria com a perspectiva do que acontece na realidade de uma empresa.

3.2 MODELAGEM DO PROBLEMA

Para verificar a funcionalidade do indicador de eficiência proposto, o mesmo foi aplicado a uma linha de produção de um produto de uma empresa de autopeças multinacional do ramo metalúrgico, situada no Vale do Paraíba. Destaca-se que a mesma autorizou disponibilizar seus dados para o presente estudo. Portanto, para facilitar a compreensão, o desenvolvimento de cada etapa realizada para encontrar os resultados seguiu o fluxo metodológico (Figura 8) descrito no item 1.5.

3.2.1 Etapa 1: seleção dos processos produtivos – DMUs

Esta etapa é baseada em dois itens: a entrevistas com especialistas, por serem os conhecedores do processo analisado e entenderem quais são as necessidades para manter o bom desempenho; e os relatórios de produção, que auxiliam a análise histórica para compreender os fatores que tem sido relevante para eficiência na linha de produção estudada.

Dessa maneira, o primeiro passo foi definir o significado de cada DMU, definiu-se que seria a combinação entre linha de produção, turno e semana. O próximo passo foi definir qual linha, quantos turnos e qual o período para análise, então, foi considerada a “linha 1” de produção (a empresa solicitou sigilo quanto ao produto fabricado), 2 turnos e 17 semanas. Isso totalizou em 34 DMUs. As DMUs 1 a 17 referem-se à linha 1, primeiro turno, variando as semanas (1 a 17); as DMUs 18 a 34 referem-se à linha 1, segundo turno, variando as semanas (1 a 17).

Observação: Foi aplicada a Regra de Ouro (expressão 1), para verificar a quantidade mínima necessária de DMUs para aplicar o modelo DEA clássico. O mínimo necessário são 30 DMUs, que é o maior valor entre as duas condições: $(3 \times (7 + 3)) = 30$ ou $(7 \times 3) = 21$. Este estudo possui 34 DMUs para análise, atendendo a Regra de Ouro, porém, com pouca folga. Logo decidiu-se por aplicar um modelo multicritério ou multiobjetivo.

3.2.2 Etapa 2: definir os *Inputs* e *Outputs*

Conforme a revisão da literatura, para os modelos multiobjetivos são necessários selecionar os parâmetros de *input* e *output* que interferem na análise da eficiência relativa. Os parâmetros definidos nesta etapa (Quadro 3), tiveram a participação dos especialistas para julgar quais os itens fundamentais para análise da eficiência relativa em função da linha de produção estudada.

Considerações do Quadro 3:

- Os parâmetros X_1 à X_6 estão relacionados aos *inputs* do processo;
- Os parâmetros Y_1 à Y_2 estão relacionados aos *outputs* do processo;
- O parâmetro em destaque, Y_1 – produção excedente, foi tratado como um *output* indesejado. Conforme visto no tópico 2.3.5, entre as formas de realizar o tratamento desses dados, o escolhido para o presente estudo foi o *Multiplicative Inverse*.

Quadro 3 - Parâmetros selecionados para *inputs* e *outputs* do modelo.

Parâmetros	Descrição do parâmetro	[UM]
X ₁	Tempo médio disponível no turno	[horas]
X ₂	Tempo médio produzido no turno (standard)	[horas]
X ₃	Média de paradas por troca de modelo	[horas]
X ₄	Média de outras paradas	[horas]
X ₅	Média da MOD	[pessoas]
X ₆	Retrabalho no período	[unidade]
X ₇	Demanda estimada	[unidade]
Y ₁	Produção excedente	[unidade]
Y ₂	Volume produzido	[unidade]

Fonte: Autora (2019).

No Quadro 4 é apresentada a maneira que a empresa em estudo interpreta cada parâmetro.

Quadro 4 - Descrição dos parâmetros.

Parâmetros	Descrição do parâmetro
X ₁ : Tempo médio disponível no turno	A empresa funciona pelo o regime CLT de 44h semanais com operação em dois turnos. Sendo a jornada de trabalho, de segunda-feira à sexta-feira, 8h48min para o primeiro turno; e 8h21min para o segundo turno. Conforme a Legislação Trabalhista, podendo estender por até 2 horas extras diárias no primeiro e/ou no segundo turno. Quanto à hora extra, o período do turno é planejado e repassado aos funcionários previamente, porém, se ocorrer algum imprevisto e houver a necessidade de estender o turno, é consultado os funcionários verificando se poderão estender o horário.
X ₂ : Tempo médio produzido no turno (standard)	O tempo médio produzido no turno refere-se a soma de todos os tempos padrões dos produtos produzidos no turno.
X ₃ : Média de paradas por troca de modelo	Como a linha trabalha com diferentes modelos do mesmo produto, em algum dos estágios de produção pode ocorrer um <i>gap</i> sem produção, justamente pela diferença entre os tempos de montagem entre os modelos. Este tempo em inatividade é contabilizado neste parâmetro.
X ₄ : Média de outras paradas	As outras paradas são todas as paradas que não se referem a parada por troca de modelo. Envolvem quebras de máquinas, paradas programadas (por exemplo, ginástica laboral, paradas de linha pela engenharia para realizar testes, entre outras situações).
X ₅ : Média da MOD	A quantidade de funcionários que operará nesta linha é previamente planejada, conforme a demanda estimada, é designada a equipe.
X ₆ : Retrabalho no período	Quando há a necessidade de reparar pelo menos um item no produto.
X ₇ : Demanda estimada	Realizada por meio dos pedidos dos clientes e previsão de demanda.
Y ₁ : Produção excedente	São os itens que, por algum motivo não foram repassados ao cliente ou houve divergência com a previsão de demanda.
Y ₂ : Volume produzido	Quantidade de produtos finalizados.

Fonte: Autora (2019).

3.2.3 Etapa 3: desenvolver a matriz *input-output*

A matriz *input-output* foi desenvolvida de acordo com os relatórios internos da empresa em estudo. A mesma disponibilizou para o período analisado, os dados nítidos para os nove parâmetros e as 34 DMUs (Tabela 2).

Tabela 2 - Dados nítidos coletados de *inputs* e *outputs* por DMU.

DMUs	Inputs							Outputs	
	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	Y ₁	Y ₂
1	8,80	7,19	0,06	8,47	30,20	42,0	72	34	55,40
2	8,80	7,40	0,07	0,11	29	30,0	63	39	59,20
3	8,80	6,17	0,06	0,16	29	41,0	72	44	48,80
4	9,00	7,50	0,06	0,12	29	54,0	75	47	57,50
5	9,60	8,29	0,06	0,12	29	36,0	68	33	62,40
6	9,60	7,85	0,08	0,13	28,60	48,0	77	43	61,60
7	9,55	8,15	0,06	0,13	28,50	31,0	73	36	61
8	9,67	8,57	0,06	0,09	27,70	60,0	65	35	62
9	9,67	8,77	0,06	0,10	29	34,0	62	35	64,50
10	9,67	8,60	0,08	0,11	32,20	41,0	60	32	68,67
11	9,60	8,49	0,06	0,10	34	52,0	63	43	74
12	9,77	8,59	0,07	0,12	33	43,0	60	42	73,50
13	9,30	8,41	0,07	0,14	34	58,0	60	37	71
14	9,60	8,02	0,06	0,11	33,40	31,0	75	30	72
15	9,60	8,67	0,05	0,09	34	33,0	61	47	74,40
16	9,20	7,69	0,06	0,09	34	47,0	65	34	70,60
17	8,80	7,55	0,07	0,11	36,80	43,0	63	44	68
18	8,35	7,50	0,05	0,11	30,50	34,0	76	33	54,25
19	8,35	7,68	0,05	0,08	28,80	46,0	80	31	57,60
20	8,35	7,45	0,06	0,14	28,80	34,0	77	31	57,33
21	8,75	7,65	0,05	0,14	29	44,0	72	49	56,40
22	9,02	7,83	0,05	0,13	28,50	50,0	75	41	57
23	8,95	7,77	0,06	0,13	28,80	55,0	73	43	58
24	9,10	7,91	0,06	0,12	28,75	35,0	78	32	60
25	9,18	8,54	0,06	0,09	27,67	60,0	77	44	60,16
26	9,17	8,32	0,06	0,14	29,33	37,0	72	38	63,33
27	9,18	8,10	0,08	0,11	33,17	43,0	61	46	70
28	9,15	7,55	0,06	0,10	32,20	55,0	60	49	63,40
29	9,31	7,62	0,05	0,13	33,80	49,0	60	50	63,80
30	9,35	7,17	0,05	0,15	34	57,0	67	37	67,25
31	9,18	7,77	0,05	0,09	33,33	60,0	61	42	71,33
32	9,15	7,74	0,05	0,10	34	36,0	64	50	75,80
33	8,38	7,20	0,06	0,11	34	36,0	74	38	62,20
34	8,48	6,74	0,06	0,12	36,60	33,0	71	43	64

Fonte: Autora (2019).

3.2.4 Etapa 4: selecionar o modelo MCDEA

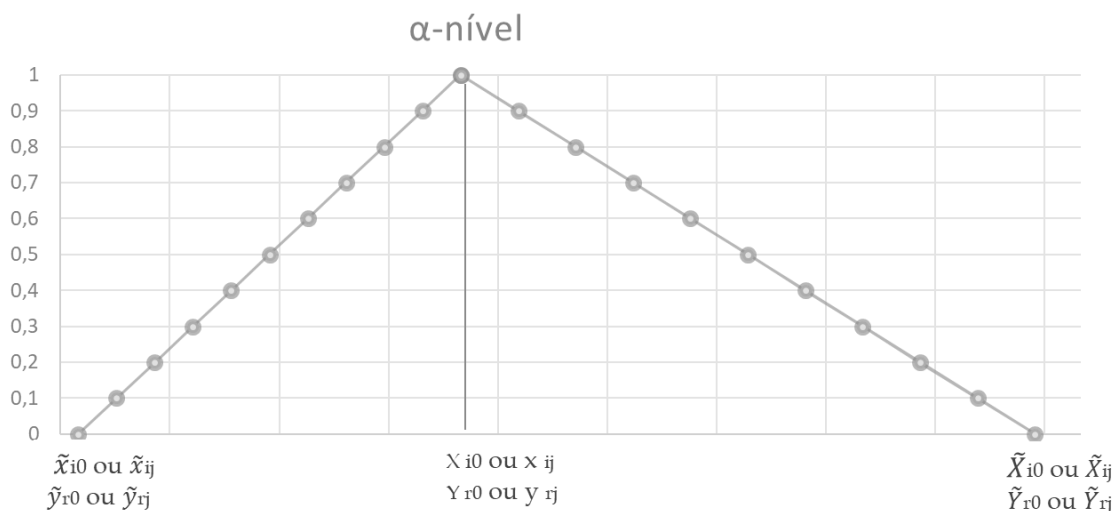
Com base na revisão da literatura para os modelos MCDEA (tópico 2.3.2), foi escolhido o modelo WGP-MCDEA (tópico 2.3.5) para ser base do indicador proposto. O mesmo foi selecionado por ser o modelo mais recente na literatura sobre os modelos MCDEA e por não haver críticas sobre o mesmo até o presente momento.

3.2.5 Etapa 5: combinar a Lógica dos Conjuntos *Fuzzy* com o modelo MCDEA selecionado

Dois conceitos foram necessários para adicionar a Lógica dos Conjuntos *Fuzzy* ao WGP-MCDEA. O primeiro é sobre a abordagem em α -nível e o segundo trata-se da função de pertinência *fuzzy* triangular. Para cada expressão do modelo WGP-MCDEA que possuía parâmetros de *input* e/ou *output* foi necessário formar o α -nível utilizando a função de pertinência *fuzzy* triangular.

Conforme a Figura 18, na função de pertinência *fuzzy* triangular, os dados ficam distribuídos da seguinte maneira: na parte inferior esquerda, tem-se os valores mínimos; ao meio os valores nítidos; e na parte inferior direita tem-se os valores máximos.

Figura 18 - Função de pertinência *fuzzy* triangular.



Fonte: Autora (2019).

Conforme o Quadro 5, para desenvolver o α -nível do modelo pessimista, a seguinte lógica foi aplicada a cada restrição do modelo que possuía dados de *input* e/ou *output*.

Quadro 5 - Critérios modelo pessimista.

MODELO PESSIMISTA		
DMUs	NÍVEL	
	<i>Input</i>	<i>Output</i>
Sob Análise	Máximo do triângulo	Mínimo do triângulo
Qualquer	Mínimo do triângulo	Máximo do triângulo

Fonte: Autora (2019).

O mesmo foi feito para o modelo otimista, porém obedecendo aos critérios definidos no Quadro 6.

Quadro 6 - Critérios modelo otimista.

MODELO OTIMISTA		
DMUs	NÍVEL	
	<i>Input</i>	<i>Output</i>
Sob Análise	Mínimo do triângulo	Máximo do triângulo
Qualquer	Máximo do triângulo	Mínimo do triângulo

Fonte: Autora (2019).

Após a compreensão de todos os conceitos necessários para agregar ao modelo WGP-MCDEA os conjuntos *fuzzy*, foi possível formular os modelos base do indicador de eficiência que é o objetivo do trabalho. Desse modo, os dois modelos foram desenvolvidos (otimista e pessimista), o modelo otimista está descrito nas expressões (80) – (90) e o modelo pessimista nas expressões (91) – (101):

$$\min a = \{\lambda_1 d_1^+ + \lambda_2 d_2^+ + \lambda_3 d_3^+\} \quad (80)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m (\tilde{x}_{i0} + (x_{i0} - \tilde{x}_{i0})\alpha) v_i = 1 \quad (81)$$

$$\sum_{r=1}^s (\tilde{Y}_{r0} - (\tilde{Y}_{r0} - y_{r0})\alpha) u_r - \sum_{i=1}^m (\tilde{x}_{i0} + (x_{i0} - \tilde{x}_{i0})\alpha) v_i + d_j = 0, j = 0 \quad (82)$$

$$\sum_{r=1}^s (\tilde{y}_{rj} + (y_{rj} - \tilde{y}_{rj})\alpha)u_r - \sum_{i=1}^m (\tilde{X}_{ij} - (\tilde{X}_{ij} - x_{ij})\alpha)v_i + d_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n; j \neq 0 \quad (83)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (84)$$

$$d_0 + d_1^- - d_1^+ \leq g_1 \quad (85)$$

$$M + d_2^- - d_2^+ \leq g_2, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (86)$$

$$\sum_{j=1}^n d_j + d_3^- - d_3^+ \leq g_3, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (87)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (88)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (89)$$

$$d_j, d_1^-, d_1^+, d_2^-, d_2^+, d_3^-, d_3^+ \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (90)$$

sendo que, $\tilde{x}_{i0}$ é o valor do limitante inferior no intervalo de definição da função de pertinência triangular para o i -ésimo *input fuzzy* para a que está sob análise (DMU₀) e $\tilde{Y}_{r0}$ é o valor do limitante superior no intervalo de definição da função de pertinência triangular para o r -ésimo *output fuzzy* para DMU₀.

O valor do limitante inferior no intervalo de definição da função de pertinência triangular para o r -ésimo *output fuzzy* da j -ésima DMU é representado por $\tilde{y}_{rj}$ e o $\tilde{X}_{ij}$ é o valor limitante superior no intervalo de definição da função de pertinência triangular para o i -ésimo *input fuzzy* da j -ésima DMU.

O valor escolhido para o α -nível é representado por α e os outros parâmetros e variáveis são correspondentes ao modelo apresentado em (56) – (65).

O modelo WGP-MCDEA-Fuzzy Pessimista está apresentado nas expressões (91) – (101):

$$\min a = \{\lambda_1 d_1^+ + \lambda_2 d_2^+ + \lambda_3 d_3^+\} \quad (91)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m (\tilde{X}_{i0} - (\tilde{X}_{i0} - x_{i0})\alpha)v_i = 1 \quad (92)$$

$$\sum_{r=1}^s (\tilde{Y}_{r0} - (y_{r0} - \tilde{Y}_{r0})\alpha)u_r - \sum_{i=1}^m (\tilde{X}_{i0} + (\tilde{X}_{i0} - x_{i0})\alpha)v_i + d_j = 0, j = 0 \quad (93)$$

$$\sum_{r=1}^s (\tilde{Y}_{rj} + (\tilde{Y}_{rj} - y_{rj})\alpha)u_r - \sum_{i=1}^m (\tilde{X}_{ij} - (x_{ij} - \tilde{X}_{ij})\alpha)v_i + d_j = 0, j = 1, 2, \dots, n; j \neq 0 \quad (94)$$

$$M - d_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (95)$$

$$d_0 + d_1^- - d_1^+ \leq g_1 \quad (96)$$

$$M + d_2^- - d_2^+ \leq g_2, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (97)$$

$$\sum_{j=1}^n d_j + d_3^- - d_3^+ \leq g_3, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (98)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s \quad (99)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$$d_j, d_1^-, d_1^+, d_2^-, d_2^+, d_3^-, d_3^+ \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (101)$$

sendo que, $\tilde{Y}_{r0}$ é o valor do limitante inferior no intervalo de definição da função de pertinência triangular para o r -ésimo *output fuzzy* para a DMU₀ e $\tilde{X}_{i0}$ é o valor do limitante superior no intervalo de definição da função de pertinência triangular para o i -ésimo *input fuzzy* para DMU₀.

O valor do limitante inferior no intervalo de definição da função de pertinência triangular para o i -ésimo *input fuzzy* da j -ésima DMU é representado por $\tilde{X}_{ij}$ e o $\tilde{Y}_{rj}$ é o valor limitante superior no intervalo de definição da função de pertinência triangular para o r -ésimo *output fuzzy* da j -ésima DMU.

Os outros parâmetros e variáveis são correspondentes ao modelo apresentado em (56) – (65).

Como a sistemática do novo indicador integrou a abordagem em α -nível e a função de pertinência triangular ao modelo matemático, foi promovido o debate entre os especialistas para definir os valores máximos e os valores mínimos para cada parâmetro. Portanto, após os especialistas analisarem os fatores, foi sugerido simular três cenários para verificar o comportamento da eficiência relativa sob três perspectivas.

A primeira simulação considerou uma variação simétrica de 5% para cada parâmetro e DMU, este cenário seria referente a uma leve alteração do momento em que a empresa vive. A segunda simulação corresponde à variação simétrica de 10%, neste cenário a empresa pode observar o comportamento da empresa em uma alteração moderada para os parâmetros definidos. Por último, uma variação simétrica mais significativa de 15%.

Observação: todos os parâmetros tiveram a variação simétrica para cada cenário. Porém, os parâmetros X_1 e X_2 (Quadro 3), não podiam ultrapassar o limite de 10 horas por questões legais. Sendo assim, todos os valores que ultrapassaram este limite após a variação, foram ajustados para o máximo permitido.

3.2.6 Etapa 6: determinar eficiência por meio do MCDEA-Fuzzy, empregando o método I_j e propor metas para tornar eficientes as DMUs ineficientes

Para gerar os resultados do indicador proposto no presente trabalho, foi utilizada a mesma solução de Kao e Liu (2000) que empregaram o método Índice I_j de Chen e Klein (1997), conforme a expressão (76). Por meio desse conceito, torna-se possível relacionar o modelo pessimista e o modelo otimista, simulando os cenários e elaborar o *ranking* de eficiência relativa que facilita a leitura de dados para o decisor.

Para a modelagem do problema foi utilizado o modelo WGP-MCDEA-Fuzzy descrito no tópico 3.2.5 (etapa 5), na qual foram inseridos os dados da Tabela 2 por meio do carregamento de dados em planilha Excel®. Uma vez relacionado as expressões com as variáveis e os parâmetros, os cenários foram simulados pelo algoritmo Simplex (HILLIER e LIEBERMAN, 2010) utilizando a programação VBA Excel® (Apêndice A).

A título de informação, a máquina utilizada para resolução dos métodos quantitativos tem as seguintes especificações técnicas: processador Intel Core i5, com *clock* de 2,2 GHZ e capacidade de 8 GB de memória RAM. O tempo computacional para realização da rotina foi inferior a 5 segundos.

Uma vez feito todo o procedimento descrito para a simulação dos cenários, foi possível encontrar a solução para o problema. Neste indicador o nível de eficiência de cada DMU é

apresentado na coluna do vetor I_j (Tabela 3).

Tabela 3 - Resultado da eficiência por DMUs (WGP-MCDEA-*Fuzzy*).

DMUs	I_j - 5%	I_j - 10%	I_j - 15%
1	29,97%	13,49%	21,91%
2	81,62%	76,80%	73,15%
3	70,75%	68,45%	66,19%
4	79,68%	75,52%	72,30%
5	76,40%	73,10%	71,44%
6	84,46%	79,26%	75,50%
7	83,91%	78,70%	72,17%
8	87,72%	81,27%	74,51%
9	83,33%	76,79%	75,28%
10	84,45%	77,89%	74,76%
11	85,70%	79,55%	75,29%
12	87,37%	81,51%	75,14%
13	83,06%	78,09%	72,94%
14	84,56%	78,70%	74,45%
15	86,18%	80,59%	76,22%
16	82,74%	77,83%	72,50%
17	75,45%	72,32%	69,46%
18	72,49%	70,49%	68,02%
19	80,20%	75,42%	72,01%
20	79,87%	75,57%	71,46%
21	78,35%	74,40%	71,28%
22	79,92%	75,81%	72,34%
23	80,42%	76,05%	72,61%
24	80,69%	74,33%	72,86%
25	85,70%	80,50%	74,71%
26	84,25%	78,55%	75,31%
27	83,82%	78,53%	74,54%
28	79,26%	75,43%	71,79%
29	77,22%	73,45%	70,63%
30	78,72%	74,34%	70,48%
31	84,54%	79,15%	75,18%
32	91,48%	85,53%	80,86%
33	74,82%	71,77%	69,09%
34	71,98%	69,80%	67,50%

Fonte: Autora (2019).

Para explorar os dados encontrados, foi elaborado o *ranking* com os cenários simulados para observar quais DMUs são mais eficientes e comparar com o *ranking* do indicador OEE

(disponibilizado pela empresa). Os itens em azul, representam que há a mesma posição no *ranking* entre dois ou três cenários; e o item em verde significa que há a mesma posição no *ranking* para todos os cenários.

Tabela 4 - Comparativo entre *ranking*.

DMUs	Ij - 5%	DMUs	Ij - 10%	DMUs	Ij - 15%	DMUs	OEE
32	91,48%	32	85,53%	32	80,86%	25	88,50%
8	87,72%	12	81,51%	15	76,22%	15	87,50%
12	87,37%	8	81,27%	6	75,50%	9	86,00%
15	86,18%	15	80,59%	26	75,31%	24	85,90%
25	85,70%	25	80,50%	11	75,29%	22	85,80%
11	85,70%	11	79,55%	9	75,28%	5	85,60%
14	84,56%	6	79,26%	31	75,18%	12	85,20%
31	84,54%	31	79,15%	12	75,14%	18	85,20%
6	84,46%	7	78,70%	10	74,76%	20	85,10%
10	84,45%	14	78,70%	25	74,71%	8	84,70%
26	84,25%	26	78,55%	27	74,54%	13	84,70%
7	83,91%	27	78,53%	8	74,51%	2	84,10%
27	83,82%	13	78,09%	14	74,45%	7	83,70%
9	83,33%	10	77,89%	2	73,15%	26	83,60%
13	83,06%	16	77,83%	13	72,94%	21	83,10%
16	82,74%	2	76,80%	24	72,86%	14	82,90%
2	81,62%	9	76,79%	23	72,61%	4	82,20%
24	80,69%	23	76,05%	16	72,50%	17	82,10%
23	80,42%	22	75,81%	22	72,34%	6	81,80%
19	80,20%	20	75,57%	4	72,30%	1	81,70%
22	79,92%	4	75,52%	7	72,17%	16	81,40%
20	79,87%	28	75,43%	19	72,01%	32	81,40%
4	79,68%	19	75,42%	28	71,79%	33	81,10%
28	79,26%	21	74,40%	20	71,46%	19	80,80%
30	78,72%	30	74,34%	5	71,44%	11	80,10%
21	78,35%	24	74,33%	21	71,28%	23	79,90%
29	77,22%	29	73,45%	29	70,63%	31	78,50%
5	76,40%	5	73,10%	30	70,48%	10	77,60%
17	75,45%	17	72,32%	17	69,46%	28	75,80%
33	74,82%	33	71,77%	33	69,09%	29	75,40%
18	72,49%	18	70,49%	18	68,02%	34	73,40%
34	71,98%	34	69,80%	34	67,50%	27	70,60%
3	70,75%	3	68,45%	3	66,19%	3	70,00%
1	29,97%	1	13,49%	1	21,91%	30	68,90%

Fonte: Autora (2019).

De acordo com a Tabela 4, observa-se que:

- Das 34 DMUs analisadas nenhuma DMU é 100% eficiente para nenhum dos cenários;
- A DMU 32 foi a mais eficiente e a DMU 1 a menos eficiente para os três cenários simulados pelo WGP-MCDEA-*Fuzzy*, e o mesmo não ocorreu para o indicador OEE;
- Para o indicador OEE, a DMU 32 encontra-se na 22ª posição e a DMU 1 na 20ª posição (sendo mais eficiente que a DMU 32);
- Ainda para o OEE, a DMU 25 é a mais eficiente entre todas as DMUs e a DMU 30 a menos eficiente.

Sendo assim, segundo as observações da Tabela 4, entende-se que os critérios de avaliação entre os indicadores (proposto e OEE), tendem a serem diferentes.

Apenas à título de comparação, foi utilizado para todos os cenários, a métrica referência de desempenho do OEE em classe mundial de 85% (Blanchard, 1997) e observado quais DMUs atenderiam a meta:

- Para o cenário (*Ij* 5%), as DMUs 32, 8, 12, 15, 25 e 11 atenderiam a meta;
- Para o cenário (*Ij* 10%), somente a DMU 32 atenderia;
- Para o cenário (*Ij* 15%), nenhuma DMU atenderia;
- Para o OEE, as DMUs 25, 15, 9, 24, 22, 5, 12, 18 e 20 atenderiam.

Posteriormente, outra análise foi feita, sobre o comportamento dos dados para $\alpha = 1$, sendo este o modelo sem incerteza e comparando-o com o indicador OEE. Para esta simulação (sem incerteza), as DMUs 8 e 32 são 100% eficiente; e a DMU 1 continua sendo a menos eficiente. Verificando as posições no *ranking* é visto que apenas duas posições (DMU 7 e 3) são iguais para os dois métodos. Isto sugere que mesmo para o modelo sem incerteza, ainda há uma visão distinta entre as perspectivas dos indicadores sobre eficiência relativa.

Também foi considerado para o cenário sem incerteza a métrica referência de desempenho para o OEE em classe mundial de 85% (Blanchard, 1997). Esta análise resultou que aproximadamente 74,5% das DMUs atenderiam a expectativa, sendo que apenas 7 DMUs tem o nível de eficiência relativa abaixo de 85%.

Tabela 5 - Comparativo entre *ranking* ($\alpha = 1$ e OEE).

DMUs	Ij - $\alpha=1$	DMUs	OEE
8	100,00%	25	88,50%
32	100,00%	15	87,50%
12	99,70%	9	86,00%
9	99,31%	24	85,90%
15	98,07%	22	85,80%
11	97,54%	5	85,60%
25	97,04%	12	85,20%
14	96,62%	18	85,20%
26	96,52%	20	85,10%
6	96,33%	8	84,70%
5	96,14%	13	84,70%
31	95,67%	2	84,10%
7	95,61%	7	83,70%
10	95,51%	26	83,60%
27	94,56%	21	83,10%
13	93,79%	14	82,90%
24	93,34%	4	82,20%
16	93,00%	17	82,10%
2	91,56%	6	81,80%
23	90,10%	1	81,70%
19	89,49%	16	81,40%
22	89,44%	32	81,40%
20	89,03%	33	81,10%
4	88,77%	19	80,80%
30	88,47%	11	80,10%
28	88,06%	23	79,90%
21	87,04%	31	78,50%
29	84,52%	10	77,60%
17	82,84%	28	75,80%
33	82,06%	29	75,40%
18	79,76%	34	73,40%
34	78,49%	27	70,60%
3	75,36%	3	70,00%
1	0,75%	30	68,90%

Fonte: Autora (2019).

Considerando as Tabelas 4 e 5, pode-se concluir que:

- Quanto maior a amplitude da variação simétrica, menor os níveis de eficiência para cada DMU;
- O cenário sem incerteza se aproxima do cenário com variação de 5%, em termos de posições no *ranking*;
- O indicador OEE não foi próximo a nenhum dos cenários simulados, em termos de posições no *ranking*;

3.2.7 Etapa 7: determinar os parâmetros *inputs* e *outputs* relevantes para cada DMU

A identificação dos parâmetros *inputs* e *outputs* relevantes foi feita pela otimização, ou seja, o parâmetro é importante quando os valores das variáveis de decisão são diferentes de zero ($u_r \neq 0$ e $v_r \neq 0$). Sendo isto, realizado por meio da programação em VBA (Tabela 6).

A análise sobre estes dados (Tabela 6), indica que, salvo a DMU 1, todas as demais DMUs relacionam como parâmetro importante para o cálculo da eficiência relativa a relação entre X_5 (Média de MOD) e Y_2 (Volume Produzido). Portanto, considerar a média de MOD pode ter sido um dos critérios que diferenciou a interpretação da eficiência entre os indicadores, pois, segundo Eswaramurthi e Mohanram (2013), uma das lacunas do OEE é justamente não considerar a mão-de-obra em seu cálculo.

A DMU 32, a mais eficiente para o indicador proposto (WGP-MCDEA-*Fuzzy* - com e sem incerteza), fez a melhor relação quantitativa entre os parâmetros X_1 (Tempo médio disponível no turno), X_5 (Média de MOD) e Y_2 (Volume Produzido).

Verificando a DMU 1, que foi a menos eficiente o indicador proposto (WGP-MCDEA-*Fuzzy* - com e sem incerteza), entende-se que o valor alto para o parâmetro X_4 (média de outras paradas) foi decisor, pois nenhuma outra DMU tem um valor nítido tão significativo para este parâmetro quanto esta.

Entretanto, a DMU 3, que ocupou a mesma posição no *ranking* (33^a), tanto para os cenários do WGP-MCDEA-*Fuzzy* (com e sem incerteza) quanto para o OEE, teve como parâmetros importantes X_5 (Média de MOD), X_6 (Retrabalho) e Y_2 (Volume Produzido). Observando os dados nítidos (Tabela 1), esta DMU fez uma relação quantitativa ruim entre retrabalho – volume produzido.

Tabela 6 - Parâmetros relevantes para $\alpha = 1$.

DMUs	<i>Inputs</i>							<i>Outputs</i>	
	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	Y ₁	Y ₂
1				✓				✓	
2					✓			✓	✓
3					✓	✓			✓
4		✓			✓				✓
5	✓				✓				✓
6		✓			✓				✓
7	✓				✓				✓
8					✓			✓	✓
9		✓			✓				✓
10		✓			✓				✓
11	✓				✓				✓
12		✓			✓				✓
13					✓		✓		✓
14		✓			✓				✓
15	✓				✓				✓
16					✓	✓			✓
17					✓	✓			✓
18					✓	✓			✓
19					✓	✓			✓
20		✓			✓				✓
21		✓			✓				✓
22	✓				✓				✓
23		✓			✓				✓
24		✓			✓				✓
25		✓			✓				✓
26		✓			✓				✓
27					✓	✓			✓
28					✓	✓			✓
29					✓	✓			✓
30					✓	✓			✓
31					✓	✓			✓
32	✓				✓				✓
33					✓	✓			✓
34					✓			✓	✓

Fonte: Autora (2019).

3.2.8 Etapa 8: discussão dos resultados e implicações gerenciais

Os resultados encontrados (Tabela 3, 4, 5 e 6) foram entregues aos especialistas envolvidos neste processo para serem validados. O *feedback* dos especialistas foi transcrito e após cada mensagem, um comentário sob a ótica do presente trabalho foi oferecida. Seguem os pontos analisados:

Especialista: “O primeiro ponto relevante é que houve alterações nos resultados dos cenários com e sem incerteza. Essa informação é importante porque nos mostra que uma DMU pode ter contemplado diversos valores otimistas dentro dos cenários propostos gerando, conseqüentemente, bons resultados de eficiência para a respectiva DMU. No entanto, se alguns dos parâmetros de entrada desta DMU apresentar muita variação, a repetibilidade de eficiência dessa DMU pode ser mais rara do que de outras que apresentaram resultados um pouco menos otimistas, e a incerteza nos mostra isso à medida que apresenta eficiências e *ranking* de eficiência diferentes para os dois cenários.”

Comentário: Como foi trabalhada a variação dos dados nítidos na mesma proporção, observou-se que quanto maior a amplitude de variação, menos eficiente foram os resultados das DMUs. A partir disso, uma questão que poderia ser abordada é a variação individual de cada parâmetro, por exemplo, para melhorar a eficiência, aumentaria o volume produzido, porém diminuiria o retrabalho.

Especialista: “Além disso, de maneira geral, as DMUs que apresentaram maiores valores de eficiência foram as que apresentaram maiores volumes produzidos (Y_2), combinados com pouca mão-de-obra (X_3) e poucas unidades retrabalhadas (X_6), parâmetros estes que foram os pontuados como mais importantes pelos gestores quando estávamos discutindo a demanda do trabalho no começo do ano passado (2018). Portanto, apesar de as DMUs com maiores eficiências não apresentarem os maiores valores de OEE, as mesmas seriam realmente consideradas melhores em termos de resultado para a empresa, à medida que elas apresentam melhores controles de parâmetros variáveis do processo (MOD, retrabalho e quantidade de produto produzidos por turno), enquanto o OEE indica, simplesmente, o uso dos ativos.”

Comentário: Observou-se que, quando os parâmetros são escolhidos pelos próprios especialistas, pode ocorrer uma ótica diferente sobre o termo “eficiência”, ou seja, é discutido um conceito particular de eficiência para cada processo analisado. Diferente do estabelecido pelo indicador OEE. Dessa forma, pode ser que estes dois indicadores estejam realmente em perspectivas opostas por explorem sobre referências distintas para estabelecer suas avaliações.

Especialista: “Então, a minha opinião é que a simulação se mostrou adequada à empresa em estudo, pois as DMUs apontadas como mais eficientes apresentaram bons valores dos parâmetros variáveis, no entanto, para ser realmente aplicável na prática, o modelo teria que contemplar mais parâmetros do que os estipulados por nós.”

Comentário: Um ponto importante sobre a possibilidade de manipular os parâmetros, é designar bem quem serão os especialistas. Pois, os especialistas precisam conhecer a fundo o

que ocorre no processo e ter o conhecimento de gestão de produção, para assim, ter um bom julgamento sobre a seleção dos parâmetros.

Os especialistas ainda ressaltaram que há uma cultura nesta empresa de utilizar o indicador OEE e confiar em seus resultados, então a inserção de outra ferramenta para análise de eficiência é delicada. Porém, os aspectos positivos destacados sobre o indicador proposto foram:

- Possibilidade de analisar outros parâmetros que interferem no processo;
- Contornar os problemas de medições erradas;
- Promover a interação entre os gestores com a modelagem e a otimização.

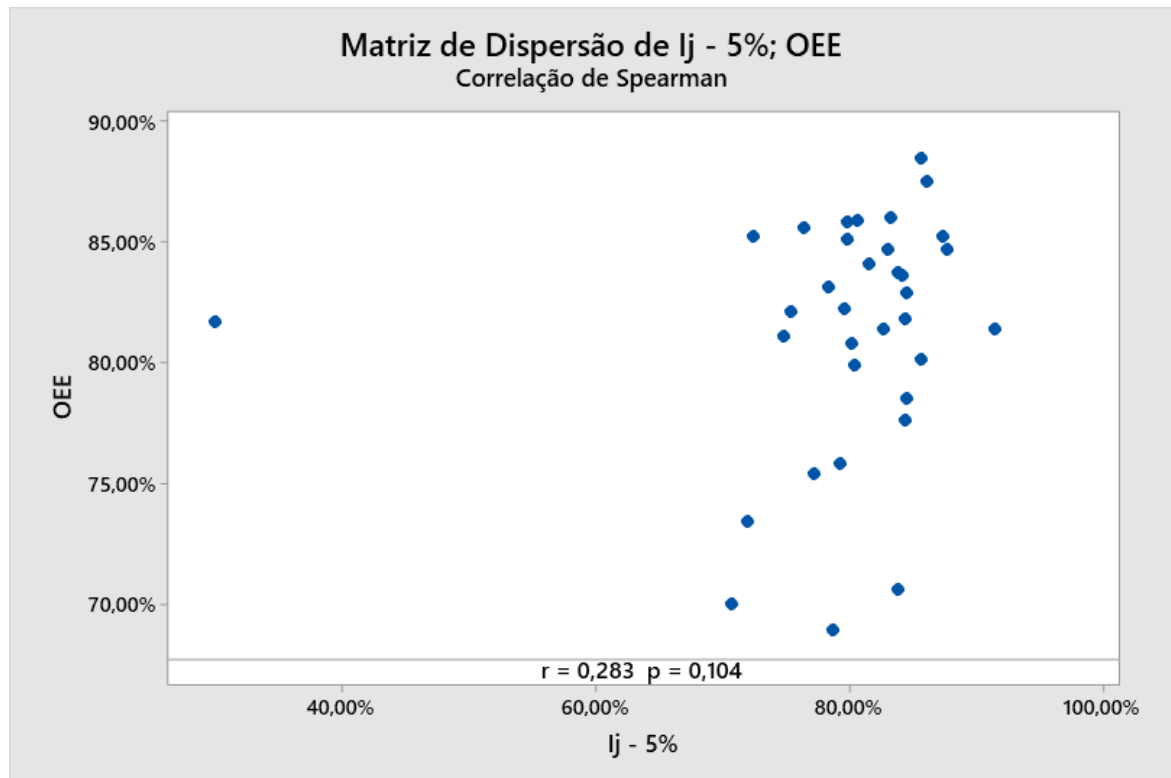
Para a compreensão teórica em termos estatísticos sobre o que ocorreu com os dados ao aplicar o indicador proposto em relação ao indicador OEE, foi feito o teste de correlação não paramétrico de Spearman por meio do *software Minitab®*. Foi encontrada a correlação entre cada variação simétrica do indicador proposto e o OEE (Figura 19 a 22).

Os valores encontrados para o ρ de Spearman na correlação entre I_j 5%, 10%; 15% com o OEE, foram abaixo de 0,3, indicando que estas correlações são desprezíveis; e o valor encontrado para $I_j \alpha = 1$ em relação ao OEE resultou em uma correlação fraca ($r = 0,418$).

Estes resultados reforçam a percepção que se obteve no desenvolvimento do presente trabalho, mesmo os dois métodos sendo desenvolvidos para avaliar a eficiência relativa, os mesmos possuem critérios distintos de avaliação que os fazem percorrerem caminhos diferentes para análise.

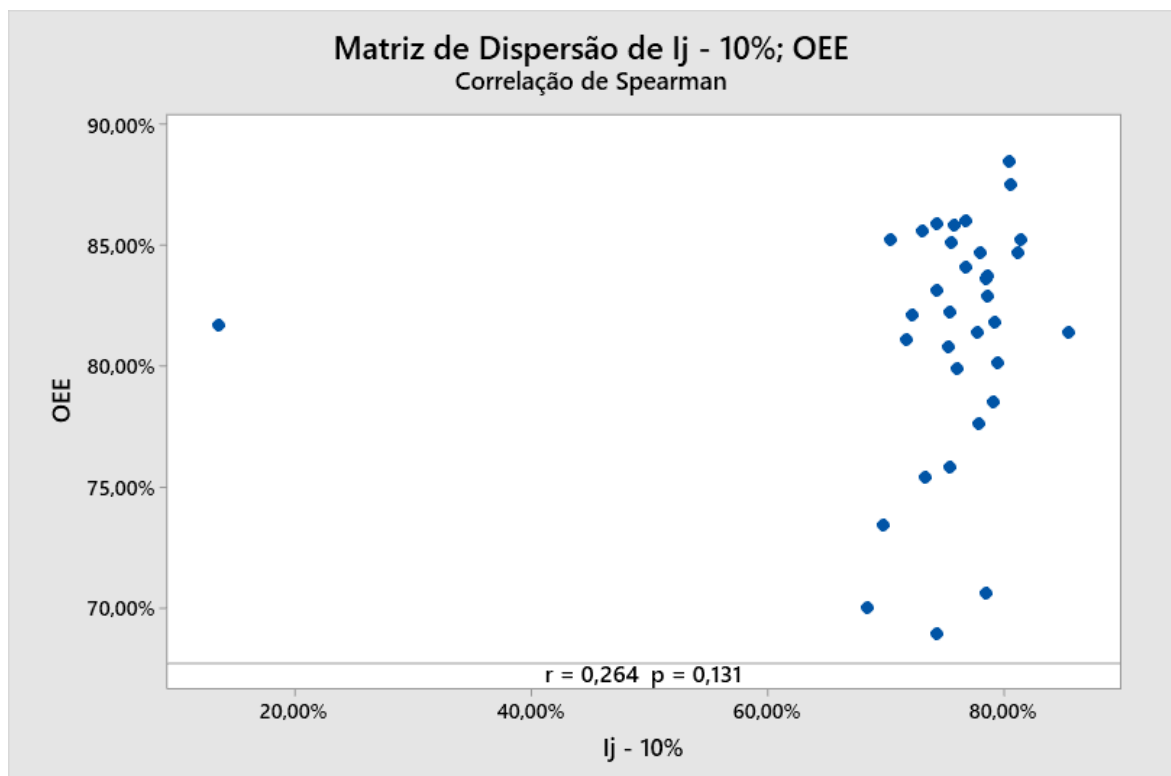
Em especial, nesse estudo, entende-se que a definição dos parâmetros pelos especialistas foi um ponto determinante para obter a correlação baixa entre os cenários com o OEE. Pois, foram escolhidos parâmetros diferentes dos necessários para o cálculo do OEE.

Figura 19 - Correlação de Spearman (*Ij* 5%; OEE).



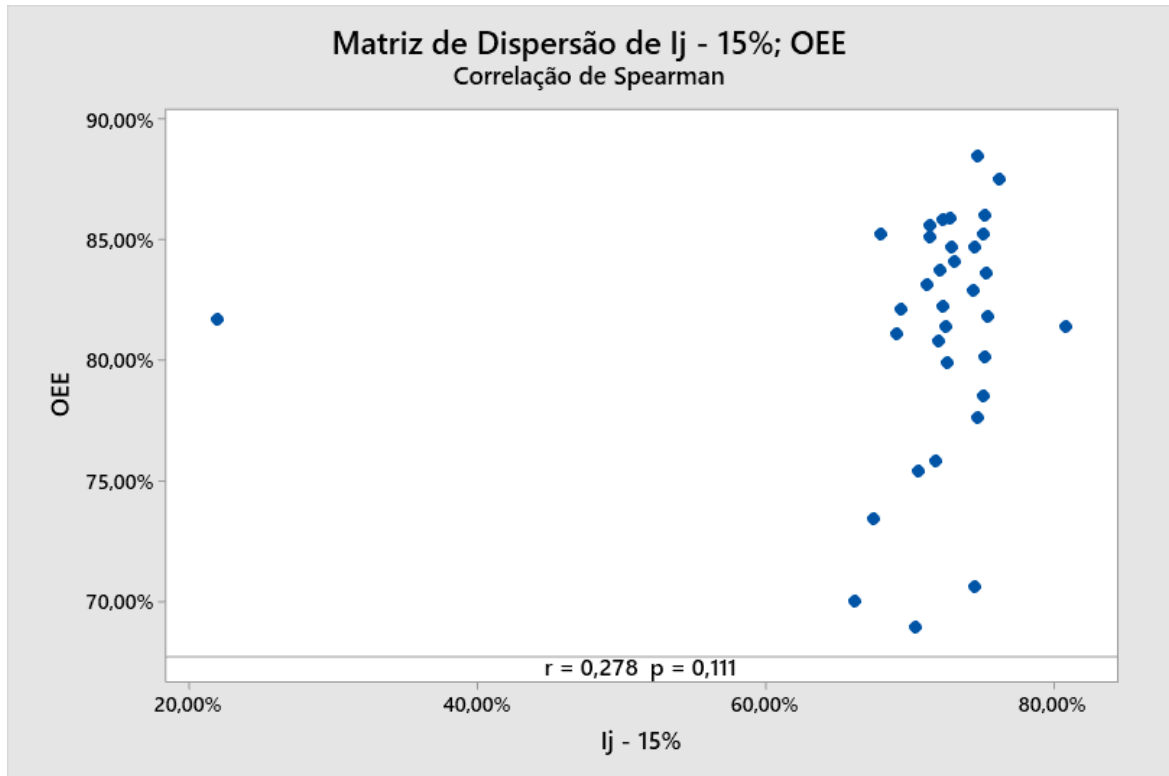
Fonte: Minitab® (2019).

Figura 20 - Correlação de Spearman (*Ij* 10%; OEE).



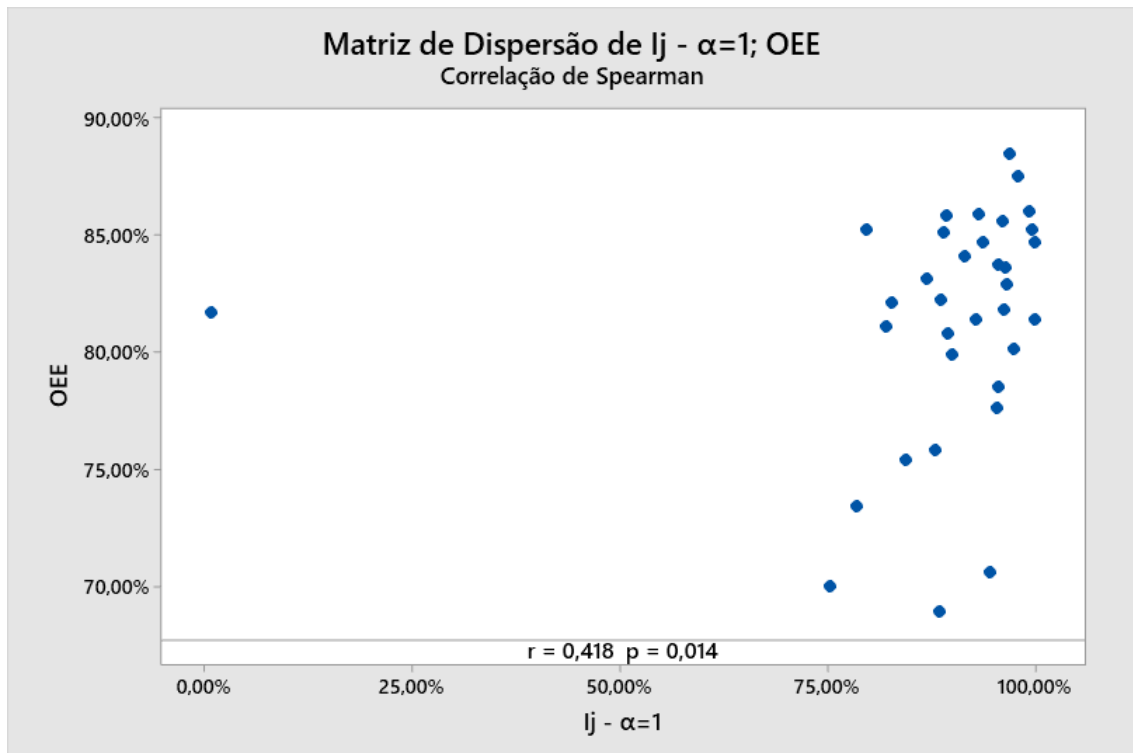
Fonte: Minitab® (2019).

Figura 21 - Correlação de Spearman (I_j 15%; OEE).



Fonte: Minitab® (2019).

Figura 22 - Correlação de Spearman ($I_j \alpha=1$; OEE).



Fonte: Minitab® (2019).

4 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

O presente trabalho teve como proposta apresentar uma sistemática inovadora para avaliação de eficiência de máquinas industriais. Este indicador combina os métodos WGP-MCDEA com a abordagem *fuzzy* triangular, a fim de integrar o conhecimento dos especialistas à modelagem matemática, tornando o conceitual mais próximo a realidade. Para a aplicação prática, foi selecionada uma empresa multinacional do ramo metalúrgico e este novo indicador permitiu ao setor da empresa:

- Autonomia na escolha dos parâmetros de entrada e saída, pois trata-se de um método não paramétrico na qual é permitido a escolha de parâmetros com diferentes unidades de medida;
- Unir os especialistas para classificar a relevância dos parâmetros estabelecidos em relação a eficiência relativa;
- Observar o comportamento da eficiência relativa sob a ótica de três cenários simulados;
- Analisar os parâmetros relevantes para cada DMU;
- Embasar em fundamentos validados para direcionar os recursos ou investimentos diretos para melhoria do processo.

No item 1.4 foi definido as questões de pesquisas e os objetivos norteadores para este trabalho, sendo assim, neste tópico buscou-se comentar sobre a realização dos mesmos.

O objetivo de desenvolver uma sistemática para avaliação da eficiência de máquinas industriais em um contexto sob incerteza, foi concluído. Isto foi possível por meio da combinação do modelo WGP-MCDEA com a lógica dos conjuntos *fuzzy*. Na qual para o modelo MCDEA o critério definido foi a escolha do modelo mais recente e sem crítica (até o momento) na literatura; e para os conjuntos *fuzzy* foram delimitados a função de pertinência triangular e dentro do método DEA-*fuzzy* a abordagem α -nível.

Para integrar os dois conceitos (WGP-MCDEA e a abordagem α -nível) foi necessário alterar a estrutura matemática do modelo conforme o item 3.2.5. Feito isso, os modelos pessimista e otimista foram elaborados. Durante o desenvolvimento da sistemática, em uma das etapas do fluxo metodológico (Figura 8), foi acrescentado o conceito do Índice (I_j), que rela-

cionou os modelos pessimista e otimista, dando origem ao indicador proposto WGP-MCDEA-*Fuzzy*.

Após isso, os especialistas designados pela empresa em estudo, definiram quais seriam as unidades tomadora de decisão (DMUs) e os parâmetros relevantes para o estudo. Uma vez definido, foi disponibilizado os dados nítidos para cada DMU e parâmetro. Para compor a função de pertinência triangular, os especialistas julgaram qual seria a variação coerente de acordo capacidade da linha produtiva. A partir disso, aconselharam simular três cenários distintos para observar o comportamento da linha de produção em três momentos diferentes.

Por meio deste, foi possível também formar o *ranking* das DMUs com resultados encontrados. Os *rankings* foram comparados entre si e com o indicador OEE (método bastante utilizado quando se trata de quantificar a eficiência relativa). Os resultados entre os cenários simulados pelo indicador proposto seguiram uma mesma tendência e os mesmos foram opostos ao indicador OEE. Para entender o comportamento do *ranking*, estatisticamente, foi aplicado o teste não paramétrico de Spearman, comprovando a tendência que havia sido identificada, que os dois indicadores funcionam de modos diferentes, resultando em uma correlação desprezível.

A última etapa do fluxo metodológico (Figura 8), tinha por objetivo compreender as implicações gerenciais do indicador apresentado, e funcionou de modo a validar a proposta. Sendo assim, os resultados encontrados foram entregues aos especialistas e gestores do setor que posteriormente deram o *feedback* (item 3.2.8).

Este *feedback* foi muito importante para compreender o comportamento prático do indicador proposto. Um tópico discutido com os especialistas da empresa em estudo, foi se há vantagem de agregar as incertezas em problemas de avaliação de desempenho de máquinas. Eles disseram que uma vantagem em relação ao OEE ou a outros métodos, é a possibilidade de contornar os erros de medição manual, ou até mesmo erros propositais para aumentar o rendimento no relatório da empresa. Ressaltaram ainda que, apesar do OEE ter uma cultura forte na empresa e dificultar a inserção de uma nova ferramenta, os resultados encontrados estão dentro do contexto vivido na empresa. A literatura também debate que, geralmente as variáveis de um contexto real podem sofrer algum tipo alteração devido a diversos fatores, logo, torna-se relevante adicionar uma margem de variação ao modelar matematicamente. Vale destacar um outro diferencial, que está na identificação dos parâmetros relevantes para cada DMU. Pois, com base nisso é possível verificar o porquê de uma DMU está com o nível alto ou baixo de eficiência, e como consequência tomar ações que ajustem estes itens de acordo com as ordens da gerência.

Para concluir, analisando os tópicos do Capítulo 3, algumas vantagens e desvantagens do indicador proposto em relação ao indicador OEE foram listadas:

✓ Vantagens:

- O indicador proposto aborda uma nova percepção da análise da eficiência relativa e esta percepção será única para cada processo analisado, pois os especialistas são os responsáveis por definir os parâmetros que serão avaliados;
- Ao contrário do indicador OEE, é possível escolher como parâmetro: a mão-de-obra e os materiais, se houver a necessidade;
- O ato de aproximar os especialistas à modelagem matemática, faz com que a problemática seja tratada de forma mais coerente, podendo manusear o modelo de forma que seja retratada o mais próximo da realidade;
- No âmbito do desenvolvimento profissional, os especialistas aprenderão a desenvolver um olhar crítico e analítico sobre o processo, ao compreender o que o método quantitativo sugere como tomada de decisão, unindo a teoria e a prática;
- O indicador proposto disponibiliza quais são os parâmetros importantes para cada DMU, isso serve de norte para que os gestores possam manipular o processo e os recursos disponíveis de forma que aumente a eficiência e por consequência a produtividade;
- Nesta mesma linha de raciocínio, os gestores também terão o retrato dos pontos que precisam de investimentos;
- A capacidade de contornar problemas de medição manual.

✓ Desvantagens:

- O indicador proposto é mais complexo de ser utilizado do que o indicador OEE;
- O tempo da aplicação do indicador proposto para análise da eficiência relativa pode ser maior do que o indicador OEE;

- O indicador OEE tornou-se mundialmente utilizado por indústrias manufatureiras e possui um sólido reconhecimento, dificultando a inserção de novas métricas de desempenho nas indústrias;
- O OEE possui uma métrica referência de desempenho para em classe mundial é de 85%, e os modelos MCDEA ainda não possuem este critério definido;
- A necessidade de profissionais com experiência e que conhecem o processo para serem os especialistas;
- A necessidade de especialistas capazes de desenvolver uma visão ampla do que é relevante para definição dos parâmetros.

4.1 RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

Como proposta para futuras pesquisas, recomenda-se:

- Incorporar as incertezas no modelo WGP-MCDEA por meio da Simulação Monte Carlo e compará-lo com os resultados obtidos empregando a lógica dos conjuntos *fuzzy*;
- Propor metas para tornar as DMUs ineficientes em eficientes;
- Desenvolver uma interface computacional que facilite a interação entre o analista da empresa com o indicador proposto.

REFERÊNCIAS

- ABDELOUAHEB, B.; FARID, K.; NAJIB, E. Synergetic adaptive Fuzzy control for a class of nonlinear discrete-time systems. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 16, n. 4, p. 1981-1988, 2018.
- AMIN, G. R.; TOLOO, M. Comments on finding the most efficient DMUs in DEA: an improved integrated model. **Computers and Industrial Engineering**, v. 56, n. 4, p. 1701-1702, 2009.
- AZADEH, A.; SHEIKHALISHAHI, M.; KOUSHAN, M. An integrated fuzzy DEA-Fuzzy simulation approach for optimization of operator allocation with learning effects in multi products CMS. **Applied Mathematical Modelling**, v. 37, n. 24, p. 9922-9933, 2013.
- AZADI, M.; JAFARIAN, M.; SAEN, R. F.; MIRHEDAYATIAN, S. M. A new fuzzy DEA model for evaluation of efficiency and effectiveness of suppliers in sustainable supply chain management context. **Computers and Operations Research**, v. 54, p. 274-285, 2015.
- BAL, H.; ÖRKÇÜ, H. H.; ÇELEBIOĞLU, S. Improving the discrimination power and weights dispersion in the data envelopment analysis. **Computers and Operations Research**, v. 37, n. 1, p. 99-107, 2010.
- 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. A. 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.
- BLANCHARD, B.S. An enhanced approach for implementing total productive maintenance in the manufacturing environment. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, v. 3, n. 2, p. 69-80, 1997.
- BRYMAN, A.; BELL, E. The nature of quantitative research. In: BRYMAN, A.; BELL, E. **Business Research Methods**. New York: Oxford University, p. 154-177, 2007.
- 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.
- CHAN, F.T.S; LAU, H.C.W; IP, R.W.L; CHAN, H.K; KONG, S. Implementation of total productive maintenance: a case study. **International Journal of Production Economics**, v. 95, p. 71-94, 2005.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, v. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.

CHEN, C. B.; KLEIN, C. M. A simple approach to ranking a group of aggregated fuzzy utilities. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics** - part B: Cybernetics, v. 27, p. 26-35, 1997.

CHEN, Y. W.; LARBANI, M.; CHANG, Y. Multiobjective data envelopment analysis. **Journal of the Operational Research Society**, v. 60, n. 11, p. 1556-1566, 2009.

COOK, W. D.; TONE, K.; ZHU, J. Data envelopment analysis: prior to choosing a model. **Omega**, United Kingdom, v. 44, p. 1-4, 2014.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Introduction to data envelopment analysis and its uses**: with DEA-solver software and references. New York: Springer, 2006.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L.M.; TONE, K. **Data envelopment analysis**: a comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software. 2nd. ed. New York: Springer, 2007.

COSTA, G. G. O. **Curso de estatística inferencial e probabilidades**: teoria e prática, São Paulo: Atlas, 2012.

DAL, B.; TUGWELL, P.; GREATBANKS, R. Overall equipment effectiveness as a measure of operational improvement - a practical analysis. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 20, n. 12, p. 1488-1502, 2000.

DEBREU, G. The coefficient of resource utilization. **Econometrica**, v. 19, p. 273-292, 1951.

DOMINGO, R.; AGUADO, S. Overall environmental equipment effectiveness as a metric of a lean and green manufacturing system. **Sustainability**, Switzerland. v. 7, n. 7, p. 9031-9047, 2015.

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 and Industrial Engineering**, v. 79, p. 103-114, 2015.

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. 253-290, 1957.

FOULLOY, L.; CLIVILLÉ, V.; BERRAH, L. A fuzzy temporal approach to the overall equipment effectiveness measurement. **Computers and Industrial Engineering**, v. 127, p. 103-115, 2019.

FRIESNER, D.; MITTELHAMMER, R.; ROSENMAN, R. Inferring the incidence of industry inefficiency from DEA estimates. **European Journal of Operational Research**, v. 224, n. 2, p. 414-424, 2013.

GHASEMI, M. R.; 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.

GOLANY, B.; ROLL, Y. An application procedure for DEA. **Omega**, v. 17, p. 237-250, 1989.

GOMES, E. G. **Modelos de análise de envoltória de dados com ganhos de soma zero**. 2003. 139 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção). COPPE – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2003.

GOVINDAN, K.; KHODAVERDI, R.; JAFARIAN, A. A fuzzy multi criteria approach for measuring sustainability performance of a supplier based on triple bottom line approach. **Journal of Cleaner Production**, v. 47, p. 345-354, 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.

GUPTA, P.; VARDHAN, S. Optimizing OEE, productivity and production cost for improving sales volume in an automobile industry through TPM: a case study. **International Journal of Production Research**, v. 54, n. 10, p. 2976-2988, 2016.

GUPTA, V.; NARAYANAMURTHY, G.; ACHARYA, P. Can lean lead to green? assessment of radial tyre manufacturing processes using system dynamics modelling. **Computers and Operations Research**, v. 89, p. 284-306, 2018.

GUSMÃO, A. P. H de ; SILVA, M. M.; POLETO, T.; CAMARA E SILVA, L.; COSTA, A. P. S. C. Cybersecurity risk analysis model using fault tree analysis and fuzzy decision theory. **International Journal of Information Management**, v. 43, n. January, p. 248-260, 2018.

HATAMI-MARBINI, A.; EMROUZNEJAD, A.; TAVANA, M. A taxonomy and review of the fuzzy data envelopment analysis literature: two decades in the making. **European Journal of Operational Research**, v. 214, n. 3, p. 457-472, 2011.

HATAMI-MARBINI, A.; TOLOO, M. An extended multiple criteria data envelopment analysis model. **Expert Systems with Applications**, v. 73, p. 201-219, 2017.

HILLIER, F.S., LIEBERMAN, G. J. **Introduction to operations research**. 9th. ed. New York: McGraw-Hill, 2010.

JAAFARI, A.; ZENNER, E. K.; PANAH, M.; SHAHABI, H. Hybrid artificial intelligence models based on a neuro-fuzzy system and metaheuristic optimization algorithms for spatial prediction of wildfire probability. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 266-267, p. 198-207, 2019.

JASINSKI, D.; MEREDITH, J.; KIRWAN, K. A comprehensive review of full cost accounting methods and their applicability to the automotive industry. **Journal of Cleaner Production**, v. 108, p. 1-17, 2015.

KABIR, S.; PAPADOPOULOS, Y., A review of applications of fuzzy sets to safety and reliability engineering. **International journal of approximate reasoning**, v. 100, n. 1, p. 29-55, 2018.

KAO, C.; LIU, S.-T. Fuzzy efficiency measures in data envelopment analysis. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 113, n. 3, p. 427-437, 2000.

KARSAK, E. E., Using data envelopment analysis for evaluating flexible manufacturing systems in the presence of imprecise data. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 35, n. 9-10, p. 867-874, 2008.

KEHR, T. W.; PROCTOR, M. D. People pillars: re-structuring the Toyota production system (TPS) house based on inadequacies revealed during the automotive recall crisis. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 33, n. 4, p. 921-930, 2016.

KIRAN M., CIJO M., KURIAKOSE J. Root cause analysis for reducing breakdowns in a manufacturing industry. **International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering**, v. 3 n. 1, p. 211-216, 2013.

KOOPMANS, T. C. Analysis of production as an efficient combination of activities. *In*: KOOPMANS, T. C. **Activity analysis of production and allocation**. New York: John Wiley and Sons, 1951. p. 33-97

LACOSTE, J. D.; IBÁÑEZ, M.; STUTZLE, T. Anytime pareto local search. **European Journal of Operational Research**, v. 243, p. 369-385, 2015.

LERTWORASIRIKUL, S. **Fuzzy data envelopment analysis (DEA)**, 2002. 105 f. Tese (Doutorado em Filosofia). Department of Industrial Engineering, North Carolina State University, 2002.

LERTWORASIRIKUL, S., FANG, S.C., JOINES, J. A., NUTTLE, H. L.W. Fuzzy data envelopment analysis (DEA): a possibility approach. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 139, n. 2, p. 379-394, 2003a.

LERTWORASIRIKUL, S., FANG, S.C., NUTTLE, H.L.W., JOINES, J.A., Fuzzy BCC model for data envelopment analysis. **Fuzzy Optimization and Decision Making** v. 2, n. 4, p. 337-358, 2003b.

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

LIANG, G. S.; WANG, M. J. J. Evaluating human reliability using fuzzy relation. **Microelectronics and Reliability**, v. 33, n. 1, p. 63-80, 1993.

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

LIKER, J. K.; MORGAN, J. M. The Toyota way in services: the case of lean product development. **Academy of Management Perspectives**, v. 20, n. 2, p. 5-20, 2006.

MARKOWSKI, A. S.; MANNAN, M. S. Fuzzy risk matrix. **Journal of Hazardous Materials**, v. 159, n. 1, p. 152-157, 2008.

MIGUEL, P. A. C. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de**

operações. 2. ed. Rio de Janeiro: Editora Campus, 2010.

MINITAB®. **Software estatístico**. Versão 19.1.0.1: Minitab, 2019. Disponível em: <http://minitab.com>. Acesso em: 19 junho 2019.

MORALES MÉNDEZ, J. D.; RODRIGUEZ, R. S. Total productive maintenance (TPM) as a tool for improving productivity: a case study of application in the bottleneck of an auto-parts machining line. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 92, n. 1-4, p. 1013-1026, 2017.

MOTEVALI HAGHIGHI, S.; TORABI, S. A.; GHASEMI, R. An integrated approach for performance evaluation in sustainable supply chain networks (with a case study). **Journal of Cleaner Production**, v. 137, p. 579-597, 2016.

NAKAJIMA, S. **Introduction to total productive maintenance (TPM)**. Cambridge: Productivity Press, 1988.

NAKAJIMA S. **Introduction to TPM: total productive maintenance**. Cambridge: Productivity Press, 1984.

NALLUSAMY, S. Enhancement of productivity and efficiency of CNC machines in a small scale industry using total productive maintenance. **International Journal of Engineering Research in Africa**, v. 25, p. 119-126, 2016.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Microeconomia**. 5. ed. São Paulo: Prentice Hall, 2010.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Microeconomia**. 8. ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2013.

RUBEM, A. P. dos S.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; ANGULO MEZA, L. A goal programming approach to solve the multiple criteria DEA model. **European Journal of Operational Research**, v. 260, n. 1, p. 134-139, 2017.

SAN CRISTÓBAL, J. R. 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.

SCOPUS. **Base de dados bibliográficos**. Mapa de palavras-chave “Fuzzy Multiobjective”. Disponível em: <https://www.scopus.com/>. Acesso em: 13 março 2019.

SCOPUS. **Base de dados bibliográficos**. Mapa de palavras-chave “Multiple Criteria Data Envelopment Analysis” ou “Multi-Criteria Data Envelopment Analysis” ou “MCDEA Model”. Disponível em: <https://www.scopus.com/>. Acesso em: 13 março 2019.

SCOPUS. **Base de dados bibliográficos**. Mapa de palavras-chave “Overall Equipment Effectiveness”. Disponível em: <https://www.scopus.com/>. Acesso em: 13 março 2019.

SENGUPTA, J. K. A fuzzy systems approach in data envelopment analysis. **Computers and Mathematics with Applications**, v. 24, n. 8-9, p. 259-266, 1992a.

SENGUPTA, J. K. Measuring efficiency by a fuzzy statistical approach. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 46, n. 1, p. 73-80, 1992b.

SEREMBUS, J. F.; MELOY, F.; POSMONTIER, B. Incorporating the Toyota production system into nursing curricula. **Learning from Business**, v. 47, p. 503-516, 2012.

SILVA, A. F. da ; MARINS, F. A. S.; TAMURA, P. M.; DIAS, E. X. Bi-objective multiple criteria data envelopment analysis combined with the overall equipment effectiveness: an application in an automotive company. **Journal of Cleaner Production**, v. 157, p. 278-288, 2017.

SIMÕES, J. M.; GOMES, C. F.; YASIN, M. M. A literature review of maintenance performance measurement: a conceptual framework and directions for future research, **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, v. 17, n. 2, p.116-137, 2011.

SHARMA, R.; SINGH, J.; RASTOGI, V. Importance and effectiveness of human related issues in implementing total productive maintenance: a study of Indian manufacturing organizations, **International Journal of Industrial and Systems Engineering**, v. 23 n. 4, p. 420-434, 2016.

SHINDE, D. D.; PRASAD, R. Application of AHP for ranking of total productive maintenance pillars. **Wireless Personal Communications**, v. 100, n. 2, p. 449-462, 2018.

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.

SIMON DE BLAS, C.; SIMON MARTIN, J.; GOMEZ GONZALEZ, D. Combined social networks and data envelopment analysis for ranking. **European Journal of Operational Research**, v. 266, n. 3, p. 990-999, 2018.

STEINBACHER, H. R., STEINBACHER, N. L. **TPM for America**. Portland: Productivity Press, 1993.

TJALLING C . KOOPMANS. Efficient allocation of resources. **The Econometric Society**, v. 19, n. 4, p. 455-465, 1951.

TRIOLA, M. F. **Introdução a estatística**. 12. ed. Rio de Janeiro: LCT, 2017.

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.

VARIAN, H. R. **Microeconomia**: uma abordagem moderna. Tradução da 8. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

VARIAN, H. R. **Microeconomia**: princípios básicos. Tradução da 9. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2015.

VASCONCELLOS, M. A. S. de. **Manual da microeconomia**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2011.

VASCONCELLOS, M. A. S. de. **Economia: micro e macro**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2017.

VERMA, M. K.; MUKHERJEE, V.; YADAV, V. K. Greenfield distribution network expansion strategy with hierarchical GA and MCDEA under uncertainty. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, v. 79, p. 245-252, 2016.

VOSVIEWER. **Visualizador de redes bibliométricas**. Versão 1.6.10: VOSviewer, 2019. Disponível em: <https://www.vosviewer.com>. Acesso em: 13 março 2019.

WANG, B.; WANG, R.; WANG, Y. Compatible matrices of spearman's rank correlation. **Statistics & Probability Letters**, v. 151, p. 67-72, 2019.

WEB OF SCIENCE. **Base de dados bibliográficos**. Citações por artigo publicado para o tema MCDEA. Disponível em: <https://login.webofknowledge.com>. Acesso em: 02 maio 2019.

WEB OF SCIENCE. **Base de dados bibliográficos**. Itens publicados por ano “Fuzzy Multiobjective”. Disponível em: <https://login.webofknowledge.com>. Acesso em: 13 março 2019.

WEB OF SCIENCE. **Base de dados bibliográficos**. Itens publicados por ano “Multiple Criteria Data Envelopment Analysis” ou “Multi-Criteria Data Envelopment Analysis” ou “MCDEA Model”. Disponível em: <https://login.webofknowledge.com>. Acesso em: 13 março 2019.

WEB OF SCIENCE. **Base de dados bibliográficos**. Itens publicados por ano “Overall Equipment Effectiveness”. Disponível em: <https://login.webofknowledge.com>. Acesso em: 13 março 2019.

WEB OF SCIENCE. **Base de dados bibliográficos**. Relatório de citação da Web of Science para o período de 1998-2018. Disponível em: <https://login.webofknowledge.com>. Acesso em: 13 março 2019.

WILL M. BERTRAND, J.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 22, n. 2, p. 241-264, 2002.

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

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and control**, v. 8, n. 3, p. 338-353, 1965.

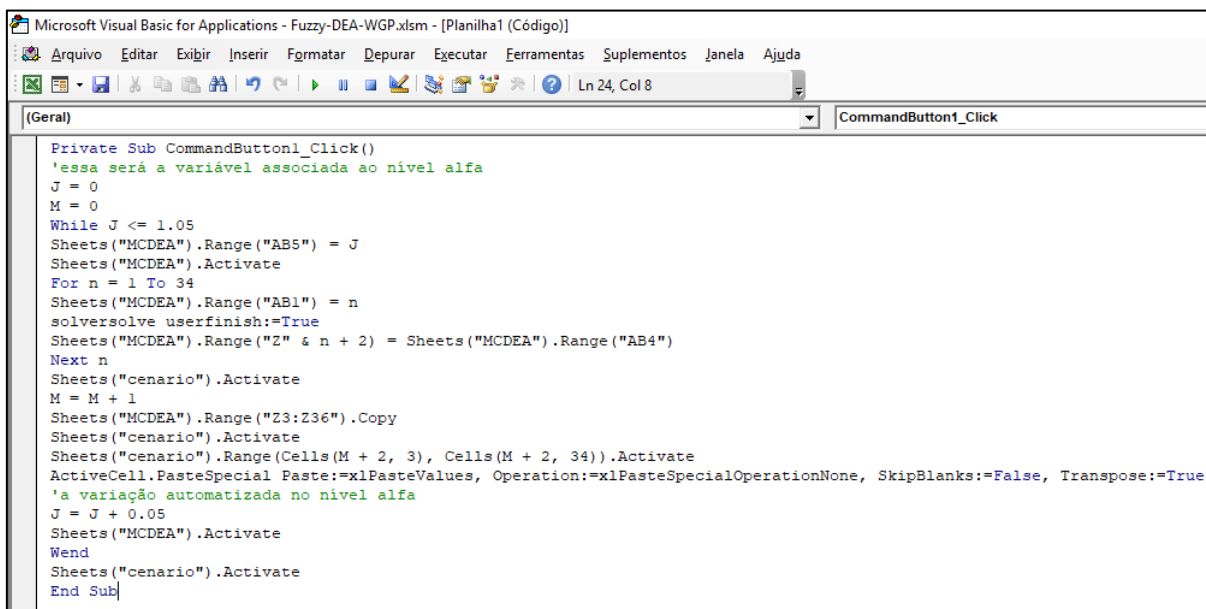
ZADEH, L.A. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 1, p. 3-28, 1978.

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: statistical mechanics and its applications**, v. 451, p. 440-550, 2016.

ZIMMERMANN, H. J. **Fuzzy set theory and its applications**. 3rd ed. Boston: Kluwer - Nijhoff Publishing, 1996.

APÊNDICE A – Programação VBA.

Pseudo-código de programação VBA Excel® para execução da otimização dos modelos WGP-MCDEA-*Fuzzy* (otimista e pessimista) por meio do algoritmo Simplex.



```

Microsoft Visual Basic for Applications - Fuzzy-DEA-WGP.xlsm - [Planilha1 (Código)]
Arquivo  Editar  Exibir  Inserir  Formatar  Depurar  Executar  Ferramentas  Suplementos  Janela  Ajuda
Ln 24, Col 8

(Geral)  CommandButton1_Click

Private Sub CommandButton1_Click()
    'essa será a variável associada ao nível alfa
    J = 0
    M = 0
    While J <= 1.05
        Sheets("MCDEA").Range("AB5") = J
        Sheets("MCDEA").Activate
        For n = 1 To 34
            Sheets("MCDEA").Range("AB1") = n
            solversolve userfinish:=True
            Sheets("MCDEA").Range("Z" & n + 2) = Sheets("MCDEA").Range("AB4")
        Next n
        Sheets("cenario").Activate
        M = M + 1
        Sheets("MCDEA").Range("Z3:Z36").Copy
        Sheets("cenario").Activate
        Sheets("cenario").Range(Cells(M + 2, 3), Cells(M + 2, 34)).Activate
        ActiveCell.PasteSpecial Paste:=xlPasteValues, Operation:=xlPasteSpecialOperationNone, SkipBlanks:=False, Transpose:=True
        'a variação automatizada no nível alfa
        J = J + 0.05
        Sheets("MCDEA").Activate
    Wend
    Sheets("cenario").Activate
End Sub

```