

VANIA APARECIDA ROSARIO DE OLIVERA

**Análise multicritério de indicadores de desempenho utilizados
na gestão da manutenção industrial**

Vania Aparecida Rosario de Olivera

**Análise multicritério de indicadores de desempenho utilizados
na gestão da manutenção industrial**

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção, na área de Modelagem Organizacional.

Orientador: Prof. Dr. Valério Antonio Pamplona Salomon

O48a	<p>Oliveira, Vania Aparecida Rosario de Análise multicritério de indicadores de desempenho utilizados na gestão da manutenção industrial / Vania Aparecida Rosario de Oliveira. – Guaratinguetá, 2018. 63 f : il. Bibliografia: f. 57-62</p> <p>Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2018. Orientador: Prof. Dr. Valério Antonio Pamplona Salomon</p> <p>1. Processo decisório por critério múltiplo. 2. Manutenção produtiva total 3. Desempenho - Medição I. Título.</p> <p style="text-align: right;">CDU 65.012.4(043)</p>
------	--

VÂNIA APARECIDA DO ROSÁRIO OLIVEIRA


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. VALÉRIO ANTONIO PAMPLONA SALOMON
Orientador/UNESPTEG


Prof. Dr. ANEIRSON FRANCISCO DA SILVA
UNESPTEG


Dr. LEONARDO ANTONIO MONTEIRO PESSÓA
CASNAV/Marília do Brasil

Outubro de 2018

DADOS CURRICULARES

VANIA APARECIDA ROSARIO DE OLIVERA

NASCIMENTO 14.09.1983 – Guaratinguetá / SP

FILIAÇÃO Julio César de Oliveira
Maria Benedita Rosário de Oliveira

2006/2010 Curso de Graduação
Bacharelado em Administração
Centro Universitário Salesiano de São Paulo

2011/2012 Especialização MBA em Gestão da Produção
Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho

Aos meus pais e meu irmão, por serem
inspiração, apoio e motivação para meus
passos.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus, fonte da vida e da graça. Agradeço pela minha vida, inteligência, família e amigos.

Aos meus pais Julio e Maria, que apesar das dificuldades enfrentadas, sempre incentivaram meus estudos.

Ao meu irmão Geraldo pela dedicação, apoio, incentivo e amizade de todas as horas.

Ao orientador, Prof. Dr. Valério Salomon pela atenção, pronta ajuda e conhecimentos compartilhados, sua orientação e auxílio foram essenciais para realização deste projeto.

A toda equipe da UNESP campus de Guaratinguetá pelo apoio direto ou indireto a realização deste trabalho.

“... O coração do homem dispõe seu caminho,
mas é o Senhor que dirige seus passos...”

(PROVÉRBIOS, 16:9)

RESUMO

Os métodos de decisão multicritério têm sido amplamente aplicados as mais diversas problemáticas e áreas do conhecimento, entre essas aplicações observa-se o crescimento em sua utilização relacionada a estudos sobre indicadores de desempenho. Os indicadores de desempenho devem fornecer dados confiáveis sobre as atividades medidas e sua posição atual em relação às metas e políticas previamente estabelecidas pelas organizações. O estabelecimento de um conjunto utilizável de indicadores de desempenho para as áreas funcionais das organizações permite um melhor direcionamento de investimentos e recursos. Entre essas áreas destaca-se a manutenção industrial que tem assumido papel importante na gestão de ativos e tornou-se fundamental para agregação de valor ao empreendimento. A medição do desempenho da manutenção é um processo complexo que envolve vários indicadores com múltiplos critérios e diferentes níveis, por esta razão pode ser formulada como um problema de decisão multicritério. Neste contexto, os modelos de Análise Envoltória de Dados (*DEA, Data Envelopment Analysis*), método não paramétrico baseado em Programação Linear, tem sido aplicados para análise de desempenho de unidades de decisão (*DMU, Decision Making Units*) quando a presença de múltiplas entradas e saídas dificulta a comparação das mesmas. Os modelos Multicritério de Análise Envoltória de Dados (*MCDEA, Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*) propõem melhorias em relação ao poder de discriminação dos modelos clássicos. O presente trabalho tem como objetivo analisar os indicadores de desempenho referentes a gestão da manutenção utilizando esses modelos. Realizou-se em quatro etapas a iniciar-se pela coleta de dados por meio da revisão sistemática da literatura sobre o tema, na segunda etapa fez-se a análise comparativa entre os dados do referencial teórico e os dados práticos da organização objeto de estudo. Terceira etapa fez-se a modelagem dos dados do problema segundo o fluxo de aplicação de cada modelo aplicado. Finalizou-se na quarta etapa com a apresentação dos resultados e discussões finais da pesquisa.

PALAVRAS-CHAVE: Análise envoltória de dados. Decisão multicritério. Gestão da manutenção. Indicadores de desempenho.

ABSTRACT

The multicriteria decision methods have been widely applied in the most diverse problems and areas of knowledge, among these applications we observe the growth in their use related to studies on performance indicators. The performance indicators should provide reliable data on the activities measured and their current position in relation to the goals and policies previously established by the organizations. Establishing a usable set of performance indicators for the functional areas of organizations allows for better targeting of investments and resources. Among these areas stands out the industrial maintenance that has assumed an important role in management of assets and has become fundamental for adding value to enterprise. The measurement of maintenance performance is a complex process that involves several indicators with multiple criteria and different levels, for this reason can be formulated as a multicriteria decision problem. In this context, Data Envelopment Analysis (DEA), a non-parametric method based on Linear Programming, has been applied for the analysis of the performance of decision units (DMU) when the presence of multiple entries difficult to compare. The Multiple Criteria Data Envelopment Analysis (MCDEA) models propose improvements over the discriminating power of classical models. The objective of this work is to analyze performance indicators related to maintenance management using these methods. It was carried out in four stages to begin with the data collection through the systematic review of literature on the subject, in the second stage the comparative analysis was made between data of the theoretical reference and the practical data of organization object of study. Third, the problem data was modeled according to the application flow of each applied MCDEA method. In the fourth stage it concludes with the presentation of results, final discussions and suggestions for future research..

KEYWORDS: Data envelopment analysis. Multi-criteria decision analysis. Maintenance management. Performance indicators.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Evolução de publicações e citações sobre indicadores de desempenho	18
Figura 2 - Evolução do número de publicações e citações sobre gestão da manutenção	18
Figura 3 - Evolução das publicações e citações indicadores de desempenho e métodos de decisão multicritério	21
Figura 4 - Métodos empregados nos estudos analisados	21
Figura 5 - Citações por autores.....	22
Figura 6 - Palavras chaves.....	23
Figura 7 - As 10 palavras chave mais utilizadas	24
Figura 8 - Linha do tempo das publicações.....	25
Figura 9 - Passos para revisão sistemática da literatura.....	29
Figura 10 - Classificação da pesquisa	30
Figura 11 - Fluxograma e protocolo de pesquisa	31
Figura 12 - Indicadores da manutenção e os fatores externos e internos.....	34
Figura 13 - Classificação dos métodos	38
Figura 14 - Função produtividade e eficiência.....	39
Figura 15 - Distribuição das plantas de produtos químicos de uso industrial no Brasil.....	48
Figura 16 - Participação da indústria química no produto interno bruto total (%)......	49
Figura 17 - Exemplos de indicadores chave de desempenho adotados pela organização	50
Figura 18 - Resultados obtidos por modelo	54

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Valores considerados como <i>inputs</i> e <i>outputs</i>	52
Tabela 2 - Resultados obtidos nos modelos aplicados.....	53

LISTA DE QUADROS

Quadro1 - Termos de pesquisa	19
Quadro2 - Termos Pesquisa termos indicadores de desempenho, métodos multicritério e gestão da manutenção	26
Quadro 3 - Artigos publicados combinando os termos indicadores de desempenho, métodos de decisão multicritério e gestão da manutenção	27
Quadro 4 - Pesquisa termos indicadores de desempenho, Análise Envoltória de Dados de dados, métodos Multicritério e gestão da manutenção	28
Quadro 5 - Principais abordagens com métodos <i>DEA</i>	40
Quadro 6 - Modelos <i>MCDEA</i>	43
Quadro 7 - Variáveis Input e Output consideradas na modelagem	50

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP	Analytic Hierarchy Process
ABRAMAN	Associação Brasileira de Manutenção e Gestão de Ativos
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
BiO-MCDEA	Bi-objective Multiple Criteria DEA
CMMS	Computerized Maintenance Management System
DEA	Data Envelopment Analysis
DMU	Decision Making Units
EIS	Executive Information System
IOT	Internet Of Things
GAOM	Graphical Analysis for Operation Management
GP	Goal Programming
GPDEA	Goal Programming Data Envelopment Analysis
MCDEA	Multiple Criteria DEA
MCDM	Multi-Criteria Decision-Making
OM	Operations Management
PMM	Performance Measurement and Management
SOP	Standard Operating Procedures
KPI	Key Performance Indicators
RCBIDS	Risk and Condition Based Indicator Decision-making System
WGP-MCDEA	Weighted GP-MCDEA

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA.....	14
1.2	QUESTÕES DA PESQUISA E OBJETIVOS	15
1.2.1	Objetivo geral	15
1.2.2	Objetivos específicos.....	15
1.3	JUSTIFICATIVA E CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA	16
1.3.1	Bibliometria	17
1.4	MATERIAL E MÉTODOS	28
1.5	DELIMITAÇÃO DA PESQUISA	32
1.6	ESTRUTURA DO TRABALHO	32
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	33
2.1	INDICADORES CHAVE DE DESEMPENHO.....	33
2.2	GESTÃO DA MANUTENÇÃO.....	35
3	ANÁLISE MULTICRITÉRIO	37
3.1	MÉTODOS DE DECISÃO MULTICRITÉRIO.....	37
3.2	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DATA ENVELOPMENT ANALYSIS). 38	
3.2.1	Modelos CCR e BCC.....	41
3.2.2	Modelos Multicritério de Análise Envoltória de Dados (MCDEA).....	42
4	APLICAÇÃO PRÁTICA	48
4.1	DESCRIÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA	48
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	55
5.1	RESULTADOS E DISCUSSÕES	55
5.2	SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS.....	56
	REFERÊNCIAS	57
	APÊNDICE A – PUBLICAÇÕES EM CONGRESSOS	63

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo são apresentadas as considerações iniciais, questões de pesquisa, objetivos gerais e específicos desta dissertação.

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

A definição de métricas de desempenho qualitativas e quantitativas (indicadores) é de fundamental importância para o processo de avaliação e melhoria na gestão de ativos (ISO NBR55002, 2014). Os indicadores de desempenho são informações cruciais para a gestão estratégica das diversas áreas das organizações entre elas a área de gestão da manutenção.

O uso de indicadores objetivos para avaliação de processos colabora para a correção de deficiências e aumento da produtividade de plantas industriais (COLLINS, 2016; KUMAR et al., 2013; MOLINOS-SENANTE et al., 2016).

Indicadores de desempenho podem ser utilizados para medir o desempenho da função manutenção. As empresas devem selecionar um conjunto adequado de indicadores para medir o desempenho dos serviços de manutenção e a influência das práticas implementadas em suas atividades (GONÇALVES; MACHADO, 2015).

A manutenção é uma peça fundamental nas organizações industriais, pois sua eficácia refletirá diretamente na capacidade competitiva. Essa função tornou-se mais significativa para as organizações na busca de atingir seus objetivos estratégicos frente a mercados competitivos. O papel da manutenção tem sido reconhecido como elemento estratégico de geração de receita (MOSTAFA et al., 2015).

A manutenção preventiva é basicamente uma atividade de programada feita como uma medida pró-ativa para reduzir falhas de máquinas e perdas com tempo de inatividade das mesmas (COLLINS, 2016; GONÇALVES; MACHADO, 2015; GRAÇA; CAMARINHA-MATOS, 2016). A manutenção preventiva representa o maior percentual de horas dos recursos empregados na manutenção industrial no Brasil (Congresso Brasileiro de Manutenção, 2015).

Há diversas partes envolvidas no processo de planejamento e gestão da manutenção, todos esses especialistas têm um objetivo em comum: reduzir o tempo de parada de manutenção e aumentar a produtividade da organização (MADHIKERMI et al., 2016).

A medição do desempenho da manutenção é um processo complexo, pois envolve vários indicadores com múltiplos critérios e níveis (RAZA; MUHAMMAD; MAJID, 2016). É

um processo multidisciplinar que leva em conta múltiplos aspectos das atividades de manutenção, por esse motivo a seleção dos melhores indicadores de desempenho de manutenção pode ser considerada uma tarefa complexa, que pode ser formulada como um problema de decisão multicritério (GONÇALVES; MACHADO, 2015).

Os métodos de decisão multicritério MCDM (*Multi-Criteria Decision-Making*) têm sido empregados com êxito em diversos problemas das mais variadas áreas do conhecimento entre elas a análise de indicadores desempenho (ILGIN; GUPTA; BATTIAIA, 2015).

Dentre os métodos mais utilizados destacam-se *Analytic Hierarchy Process* (AHP) que considera múltiplos critérios por meio da divisão hierárquica do problema e o *Data Envelopment Analysis* (DEA) que trata a eficiência, desempenho das alternativas consideradas (MOUSAVI-NASAB; SOTOUDEH, 2017; PODGORSKY, 2015).

1.2 QUESTÕES DA PESQUISA E OBJETIVOS

Quais os indicadores chave de desempenho têm sido utilizados para gestão da manutenção industrial?

Há vantagens em utilizar-se os métodos Multicritério de Análise Envoltória de Dados (*MCDEA, Multiple Criteria DEA*) para analisar tais indicadores?

1.2.1 Objetivo geral

Analisar indicadores de desempenho referentes a gestão da manutenção utilizando métodos de decisão multicritério.

1.2.2 Objetivos específicos

Identificar quais métodos de decisão multicritério tem sido associados a estudos sobre indicadores de desempenho.

Identificar os principais indicadores de desempenho que têm sido utilizados na gestão da manutenção industrial.

Ilustrar a aplicação de métodos Multicritério de Análise Envoltória de Dados (*MCDEA, Multiple Criteria DEA*) com base nos dados de indicadores de desempenho da gestão da manutenção industrial.

1.3 JUSTIFICATIVA E CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA

A competitividade e o desempenho das organizações industriais dependem da disponibilidade, confiabilidade e produtividade de seus equipamentos (LINNÉUSSON; NG; ASLAM, 2016). Essa realidade tem causado uma drástica mudança de percepção sobre a manutenção ao longo das últimas décadas, a função deixou de ser tratada como um “mal necessário” passando a ser focada como uma atividade que “agrega valor ao empreendimento” (VAN HORENBEEK; PINTELO, 2014).

A falta de manutenção adequada leva à perda de produtividade, a redução da rentabilidade e em muitos casos a perda de clientes e de reputação geral da empresa. Assim a função manutenção torna-se cada vez mais importante (STEFANOVIC et al., 2015).

O custo da manutenção industrial é significativo se comparado aos demais custos operacionais das empresas segundo dados referentes às pesquisas nacionais realizadas pela Associação Brasileira de Manutenção e Gestão de Ativos (ABRAMAN).

Thomé et al.(2016) identificaram a gestão e medição de desempenho (PMM) entre os temas emergentes em pesquisas na área de gestão de operações.Neste contexto, observa-se a importância de estudos referentes a indicadores de desempenho da manutenção preventiva.

Indicadores de desempenho são um conjunto de métricas quantificáveis utilizados pelas organizações para avaliar seu desempenho de acordo com as metas estratégicas e operacionais pré-estabelecidas (GRAÇA;CAMARINHA-MATOS, 2016).

São direcionadores de valor estratégico, por esse motivo devem ser selecionados de forma a definir e medir os processos em direção as metas organizacionais (ECKERSON, 2006; KUMAR et al., 2013). Gunasekaran et al. (2015) destacam os indicadores de desempenho como ferramentas gerenciais fundamentais para o processo de tomada de decisão nas organizações.

A seleção de indicadores de desempenho é um processo de tomada de decisão complexa que pode ser interpretada como umproblema de decisão multicritério (MCDM) (CARLUCCI, 2010).

O método de decisão multicritério que tem sido utilizado com maior frequência em aplicações relacionadas a indicadores de desempenho é o AHP (PODGORSKY, 2015).

Mahapatra et al.(2015) apontam que as técnicas de Análise Envoltória de Dados (*DEA*) e Análise Hierárquica de Processos (*AHP*) tem sido extensivamente utilizadas para resolução de problemas de decisão multicritério.

Nota-se que os problemas abordados pelo método de Análise Envoltória de Dados (DEA) assemelham-se aos estudados na área de tomada de decisão multicritério, nos quais uma série de alternativas têm de ser avaliadas e comparadas em termos de vários critérios conflitantes, a fim de conseguir uma classificação das alternativas ou seleção da melhor opção evidenciando assim uma conexão metodológica entre ambos (CARRILLO; JORGE, 2016).

As restrições de peso podem ajudar a evitar a atribuição de pesos não viáveis, reduzindo-se o número de *DMUs* que se tornariam eficientes devido a esses pesos não viáveis. Isso ajudaria a aumentar o poder de discriminação dos modelos DEA e melhoraria o ranking das *DMUs*. Por outro lado, esse tipo de abordagem precisaria de opiniões de especialistas e outras informações estratégicas que geralmente são de difícil obtenção (REZAEIANI; FOROUGHI, 2018).

Com base na combinação dos métodos apresentados espera-se com esta pesquisa contribuir para o estudo dos indicadores de desempenho referentes à gestão da manutenção industrial bem como apresentar uma análise envoltória combinando alguns indicadores utilizados por uma organização industrial e dados importantes como custos, possibilitando uma visão estratégica dessas variáveis nas organizações.

1.3.1 Bibliometria

O estudo de um determinado tópico por meio da análise do passado permite uma melhor compreensão do presente e das tendências futuras na área, o estudo bibliométrico é uma forma de construir uma visão geral da produção científica realizada sobre um determinado tema por meio de análise estatística das publicações (ZANGHELINI, 2016).

A análise de citações e a bibliometria tornaram-se importantes ferramentas, bem como fontes fundamentais de informação e conhecimento para as diversas áreas (GOMEZ-JAUREGUI et al., 2014). Grande parte dos estudos bibliométricos tem em comum suas fontes de dados: a *Web of Science (WoS)* da *Thomson Reuters* e a *Scopus* de *Elsevier* (MONGEON; PAUL-HUS, 2016).

A bibliometria foi realizada na base internacional *Scopus*, pois nesta base obteve-se o maior número de trabalhos sobre os termos pesquisados. Foi dividida em duas etapas: a primeira para verificar separadamente a evolução dos temas indicadores de desempenho e gestão da manutenção e a segunda etapa para buscar de forma mais específica a combinação desses termos.

O número de trabalhos com os termos indicadores de desempenho em títulos de revisões e artigos nas áreas de Engenharias, Negócios e Gestão, Ciência da Computação e Ciências da Decisão é ilustrado na Figura 1. Nota-se que houve aumento de publicações (vermelho) e citações (azul). A mesma tendência de crescimento é observada na Figura 2, que apresenta a evolução das publicações (vermelho) e citações (azul) com o termo gestão da manutenção.

Figura 1 - Evolução do número de publicações e citações sobre indicadores de desempenho

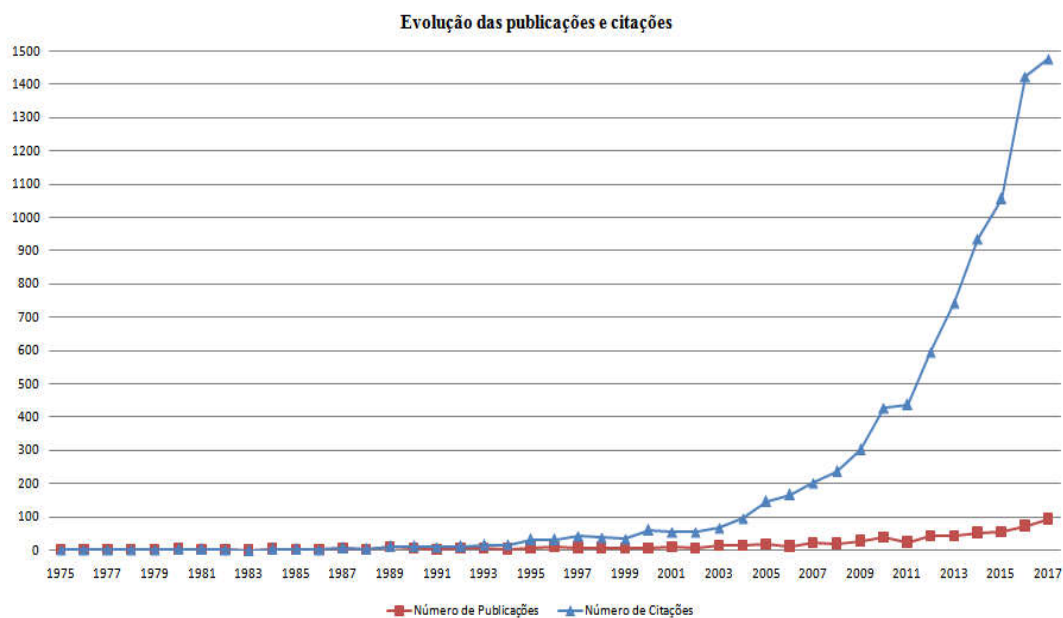
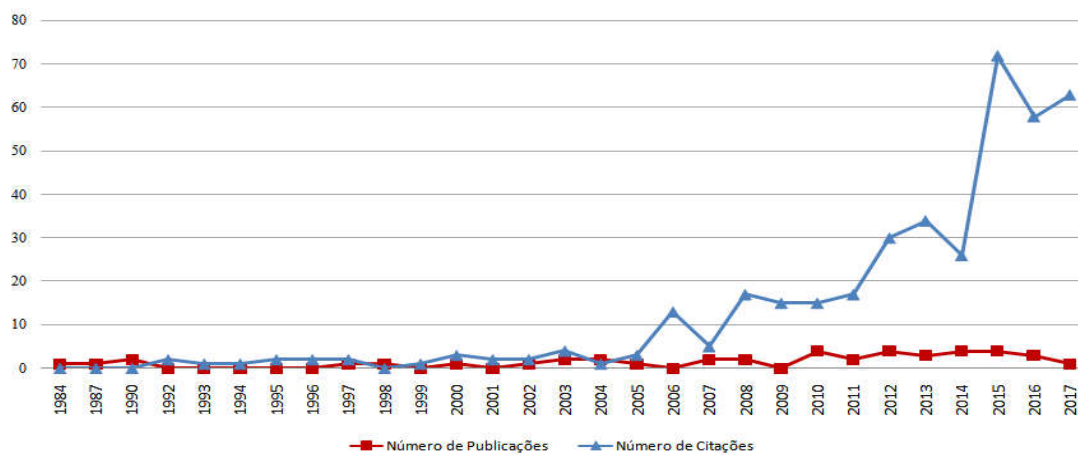


Figura2 - Evolução do número de publicações e citações sobre gestão da manutenção



Realizou-se também uma pesquisa mais abrangente considerando os termos indicadores de desempenho e métodos de decisão multicritério em resumos, títulos e palavras chave sem restringir a área de manutenção preventiva. Por meio dessa pesquisa fez-se o mapeamento da evolução dos trabalhos sobre os temas. Os dados dessa etapa foram analisados nas ferramentas *VOSViewer* e *Microsoft Excel*.

No Quadro 1 os dados referentes a base, combinação de termos utilizados e número de documentos encontrados na pesquisa. Os métodos considerados na busca foram os 33 métodos identificados como mais populares por Saaty e Ergu (2015).

Quadro1 - Termos de pesquisa

(continua)

BASE DE DADOS	PESQUISA EM TÍTULOS, RESUMOS E PALAVRAS CHAVES	OCORRÊNCIA
<i>Scopus</i>	<p><i>(TITLE-ABS-KEY ("key performance indicator" OR "KPI" OR "Performance Indicator") AND TITLE-ABS-KEY ("multi-criteria decision making" OR "mcdm" OR "mcda" OR "multicriteria decision making" OR "decision making") AND TITLE-ABS-KEY ("AHP" OR "ANP" OR "ARAS" OR "COPRAS" OR "CP" OR "DEA" OR "DEMATEL" OR "DRSA" OR "ELECTRE" OR "ER" OR "GP" OR "GRA" OR "GUESS" OR "IPV" OR "MACBETH" OR "MAGIQ" OR "MAUT" OR "MAVT" OR "MEOWA" OR "NATA" OR "NSFSS" OR "PAPRIKA" OR "PROMETHEE" OR "SAW" OR "SIR" OR "TOPSIS" OR "UTA" OR "VA" OR "VE" OR "VIKOR" OR "WPM" OR "WSM" OR "Analytic Hierarchy Process" OR "Analytic Network Process" OR "Additive Ratio Assessment" OR "Complex Proportional Assessment " OR "Compromise Programming" OR "Data Envelopment Analysis" OR "BiO-MCDEA" OR "multiple criteria DEA" OR "Multi-criteria data envelopment analysis" OR "Multiple criteria data envelopment analysis" OR "Decision Making Trial and Evaluation Laboratory " OR "Dominance Based Rough Set Approach Elimination Et Choice Translating Reality" OR "Evidential Reasoning" OR "Goal programming" OR "Grey Relational" OR "Inner Product of</i></p>	111

Quadro1 - Termos de pesquisa

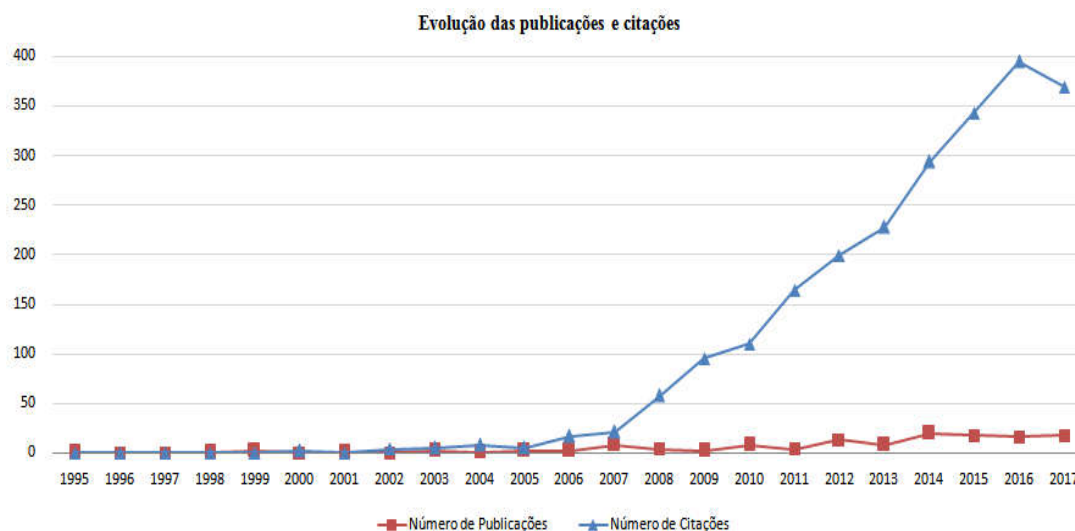
(conclusão)

BASE DE DADOS	PESQUISA EM TÍTULOS, RESUMOS E PALAVRAS CHAVES	OCORRÊNCIA
Scopus	<p><i>Vectors" OR "Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique" OR "Multi-Attribute Global Inference of Quality " OR "Multi-attribute utility theory " OR "Multi-attribute value theory " OR "Maximal Entropy Ordered Weighted Averaging" OR "New Approach to Appraisal " OR "Nonstructural Fuzzy Decision Support System" OR "Potentially all pairwise rankings of all possible alternatives" OR "Preference Ranking Organization Method for Enriched Evaluation" OR "Simple Additive Weighting" OR "Inferiority Ranking Method" OR "Technique of Order Preference Similarity to the Ideal Solution " OR "Utilities additives method Value " OR "Value engineering" OR "Vlse Kriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje " OR "Weighted product model" OR "Weighted Sum Model"</i></p> <p><i>)) AND DOCTYPE (ar OR re) AND PUBYEAR < 2018</i></p>	111

Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura3 a evolução do número de publicações e citações sobre indicadores de desempenho e métodos de decisão multicritério nas diversas áreas. Nota-se que houve aumento expressivo no número de publicações e no número de citações desses trabalhos.

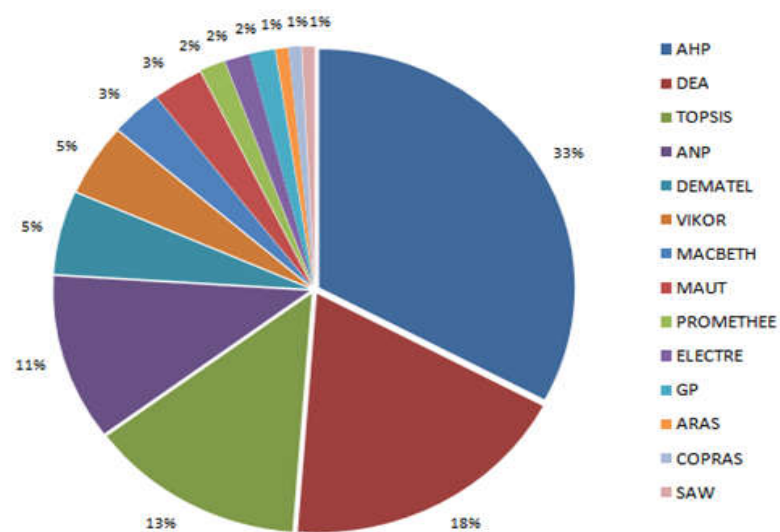
Figura3 - Evolução das publicações e citações indicadores de desempenho e métodos de decisão multicritério



Fonte: Scopus (2018)

Analisou-se o título, resumo e palavras chave dos 111 documentos resultantes da pesquisa de mapeamento e foram listados os métodos utilizados. A Figura 4 apresenta o percentual de utilização de cada método.

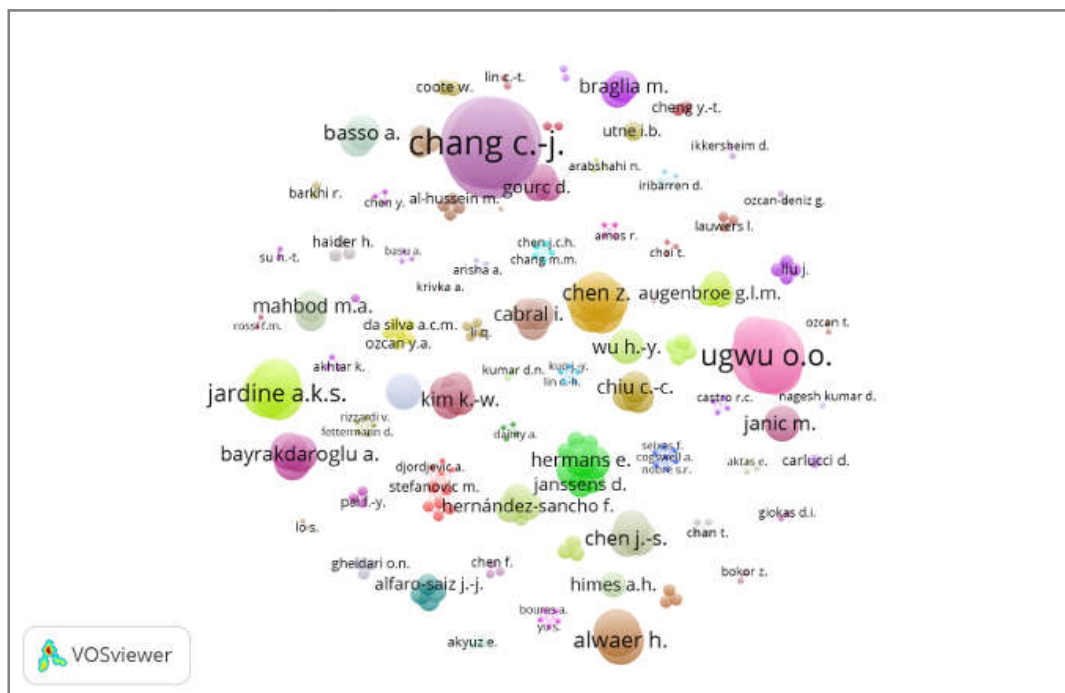
Figura4 - Métodos empregados nos estudos analisados



Fonte: Elaborado pelo autor

As análises dos autores e das palavras chaves dos artigos por meio do *VOSViewer* são ilustradas nas Figuras 5 e 6. O *VOSViewer* é uma ferramenta para construção e visualização de redes bibliométricas (VAN ECK; WALTMAN, 2017). Nela os círculos maiores representam o maior número de incidência, as diferentes cores representam os agrupamentos e as ligações entre os mesmos. Em relação ao número de citações dos autores notam-se pequenos clusters devido à grande diversidade das áreas de aplicação dos estudos.

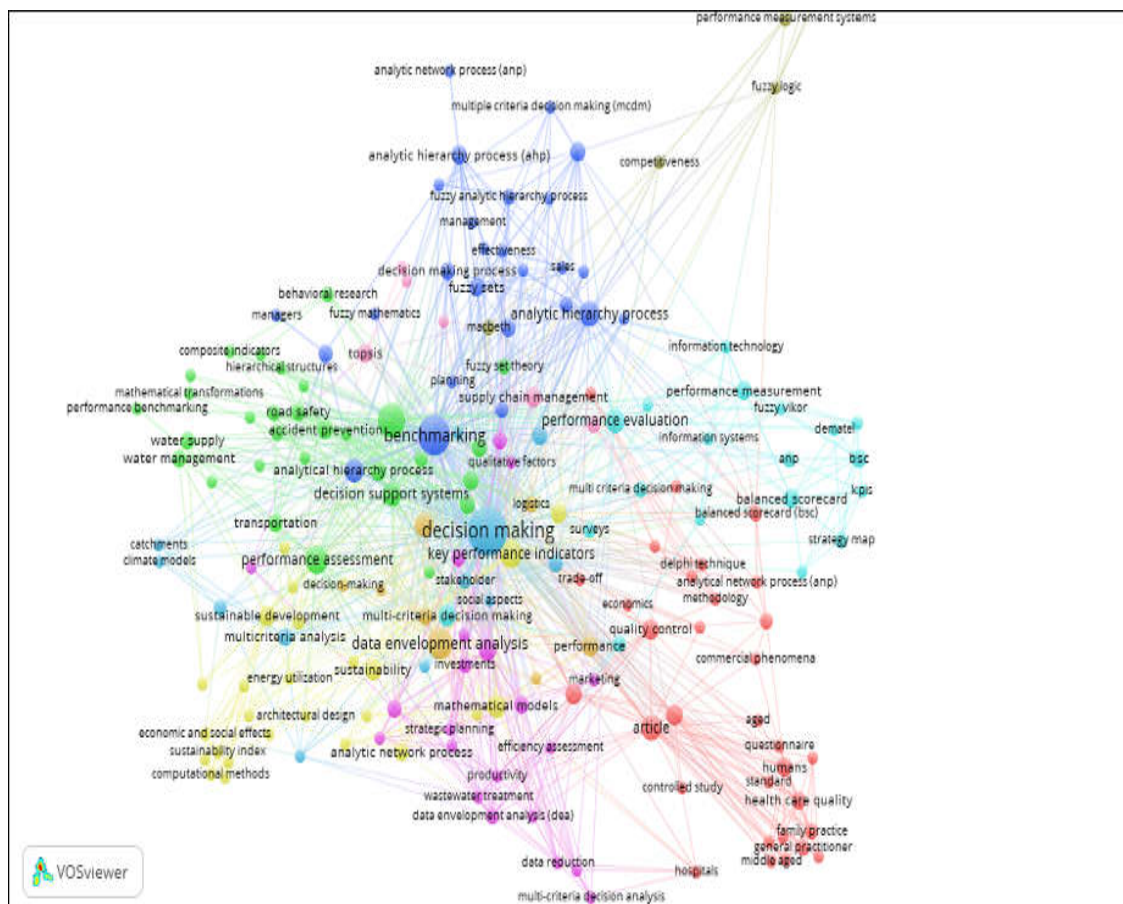
Figura5 - Citações por autores



Fonte: CWTS (2018).

As palavras chaves dos 111 trabalhos são apresentadas conforme frequência e associação, observa-se que a palavra chave mais utilizada foi *decision making*, seguida por *benchmarking* e *performance indicators*. Notam-se também as ligações entre os grupos de palavras chaves mais utilizadas.

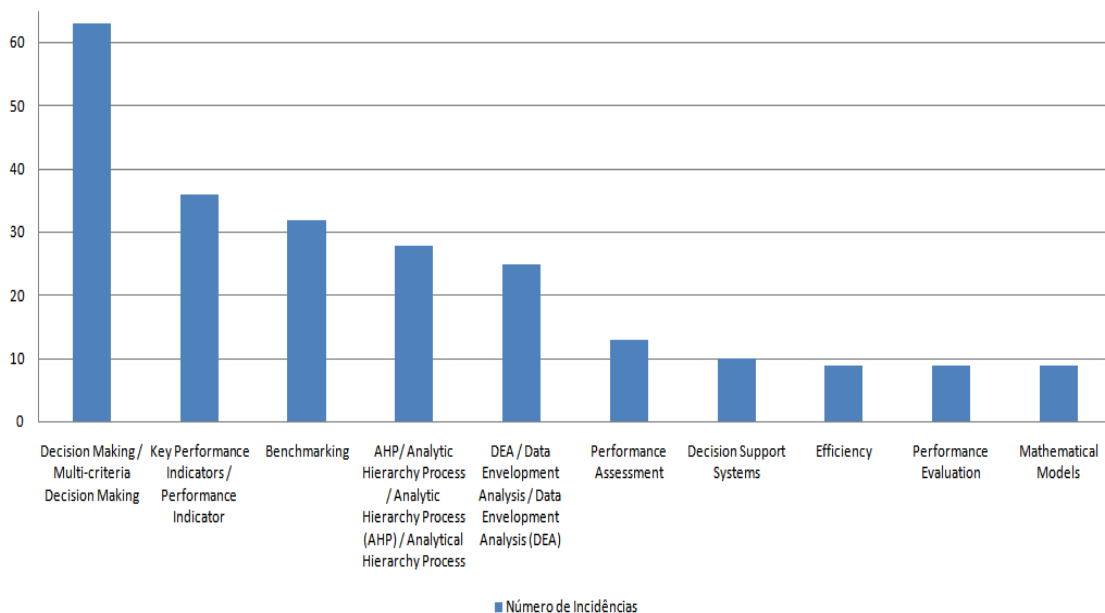
Figura6 - Palavras chaves segundo frequência e associação



Fonte: CWTS (2018).

Na Figura7 a análise das dez palavras chaves com maior incidência nesses trabalhos, nota-se que agrupando as diversas formas utilizadas para o termo *AHP* (*Analytic Hierarchy Process*; *AHP*; *Analytic Hierarchy Process**AHP*); *Analytic Hierarchy Process* (*ahp*); *Analytical Hierarchy Process*) o mesmo seria a quarta palavra chave mais utilizada, seguido pelo termo *DEA* (*Data Envelopment Analysis*; *DEA*; *Data Envelopment Analysis* (*DEA*)) que ocuparia a quinta colocação. Essa análise agrupada das palavras confirma que os métodos citados tem sido os mais utilizados nesses tipos de estudos de indicadores de desempenho.

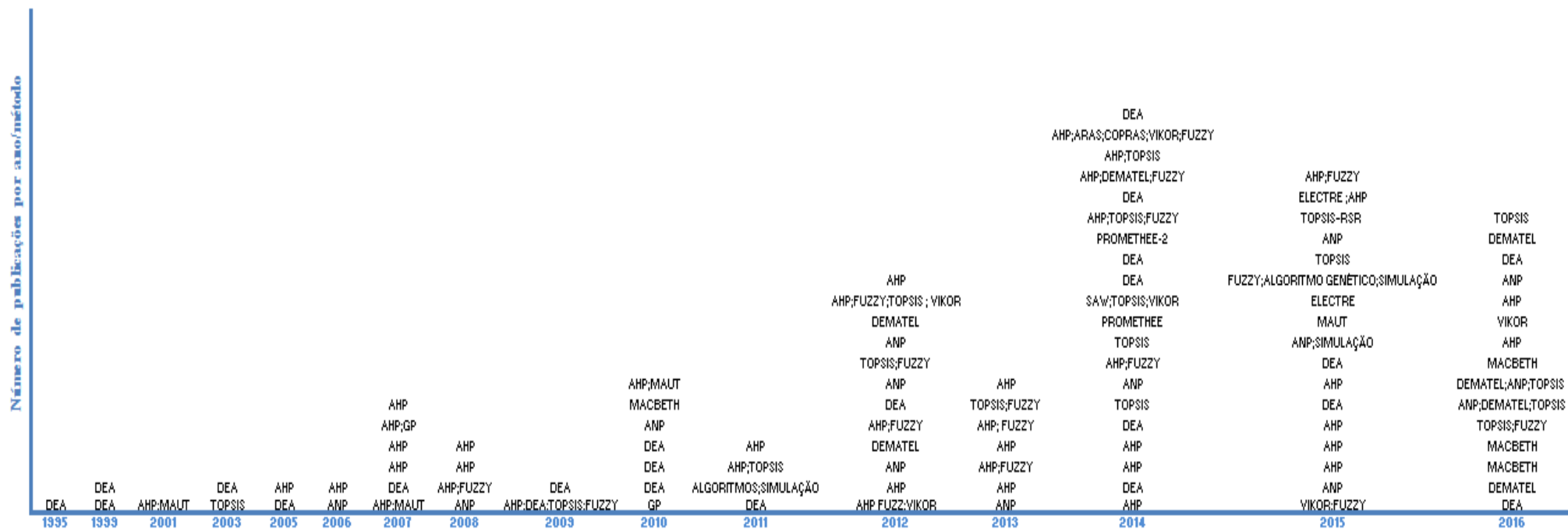
Figura7 - As 10 palavras chave mais utilizadas



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 8 apresenta uma linha cronológica na qual cada trabalho publicado é representado pela sigla do método aplicado, nota-se que nos últimos três anos houve um aumento expressivo de publicações.

Figura8 - Linha do tempo das publicações



Fonte: Elaborado pelo autor

No Quadro 2, observam-se os dados referentes a pesquisa dos termos indicadores de desempenho, métodos multicritério e gestão da manutenção em títulos, resumos e palavras chaves.

Quadro 2 - Pesquisa termos indicadores de desempenho, métodos multicritério e gestão da manutenção

Base de Dados	Pesquisa em títulos, resumos e palavras chaves	Ocorrência
Scopus	<i>(TITLE-ABS-KEY ("key performance indicator" OR "performance indicator") AND TITLE-ABS-KEY ("multi-criteria decision making" OR "multicriteria decision making" OR "decision making" OR "decision aid" OR "decision-aid")) AND TITLE-ABS-KEY ("maintenance management") DOCTYPE (ar OR re) AND PUBYEAR < 2018</i>	8

Fonte: Elaborado pelo autor

Essa busca retornou somente 8 trabalhos apresentados no Quadro 3.

Após análise dos resumos, constatou-se que nenhum dos 8 trabalhos listados no Quadro 3 utilizou Análise Envoltória de dados ou métodos Multicritério de Análise Envoltória de Dados de dados.

Quadro 3 - Artigos publicados combinando os termos indicadores de desempenho, métodos de decisão multicritério e gestão da manutenção.

Título do documento	Autores	Ano	Fonte	Nº Citações	Metodologias utilizadas
<i>A maintenance management tool</i>	Pintelon, L., Van Wassenhove, L.	1990	<i>Omega</i>	48	Ferramentas de monitoramento
<i>Some aspects of measuring maintenance performance in the process industry</i>	Arts, R.H.P.M., Knapp, G.M., Mann, L.	1998	<i>Journal of Quality in Maintenance Engineering</i>	53	Revisão
<i>An effectiveness-centred approach to maintenance management: A case study</i>	Pun, K.-F., Chin, K.-S., Chow, M.-F., Lau, H.C.W.	2002	<i>Journal of Quality in Maintenance Engineering</i>	33	Estudo de caso
<i>Building an executive information system for maintenance efficiency in petrochemical plants - An evaluation</i>	Hwang, W.T., Tien, S.W., Shu, C.M.	2007	<i>Process Safety and Environmental Protection</i>	10	Estudo de caso
<i>Research and application of risk and condition based maintenance task optimization technology in an oil transfer station</i>	Wang, Q., Gao, J.	2012	<i>Journal of Loss Prevention in the Process Industries</i>	8	Análise de risco
<i>Key performance indicators prioritization in whole business process: A case of manufacturing industry</i>	Masood, S.A., Jahanzaib, M., Akhtar, K.	2013	<i>Life Science Journal</i>	3	AHP
<i>Composite indicator for railway infrastructure management</i>	Famurewa, S.M., Stenström, C., Asplund, M., Galar, D., Kumar, U.	2014	<i>Journal of Modern Transportation</i>	3	Fuzzy AHP
<i>Graphical Analysis for Operation Management: A Graphical Method to Support Operation Decision Making</i>	ViverosGunckel, P., Crespo Márquez, A., Barberá Martínez, L., Gonzalez Rossel, J.P.	2016	<i>Quality and Reliability Engineering International</i>	3	Análise Gráfica

Fonte: Elaborado pelo autor

Assim, realizou-se a busca específica da combinação proposta nesta pesquisa: indicadores de desempenho, Análise Envoltória de Dados, métodos Multicritério de Análise Envoltória de Dados de dados e gestão da manutenção em títulos, resumos e palavras chaves, conforme detalhado no Quadro 4.

Quadro 4 - Pesquisa termos indicadores de desempenho, Análise Envoltória de Dados de dados, métodos Multicritério de Análise Envoltória de Dados e gestão da manutenção.

Base de Dados	Pesquisa em títulos, resumos e palavras chaves	Ocorrência
Scopus	(TITLE-ABS-KEY ("key performance indicator" OR "performance indicator") AND TITLE-ABS-KEY ("Multi-criteria data envelopment analysis" OR "Multiple criteria data envelopment analysis" OR "Multi criteria data envelopment analysis" OR "bi-objective multiple criteria DEA" OR "BiO-MCDEA" OR "multiple criteria DEA" OR "MCDEA" OR "data envelopment analysis")) AND TITLE-ABS-KEY ("maintenance management") DOCTYPE (ar OR re) AND PUBYEAR < 2018	0

Fonte: Elaborado pelo autor

Identificou-se uma possível lacuna de pesquisa referente a estudos sobre indicadores de desempenho da gestão da manutenção utilizando os métodos *MCDEA* propostos.

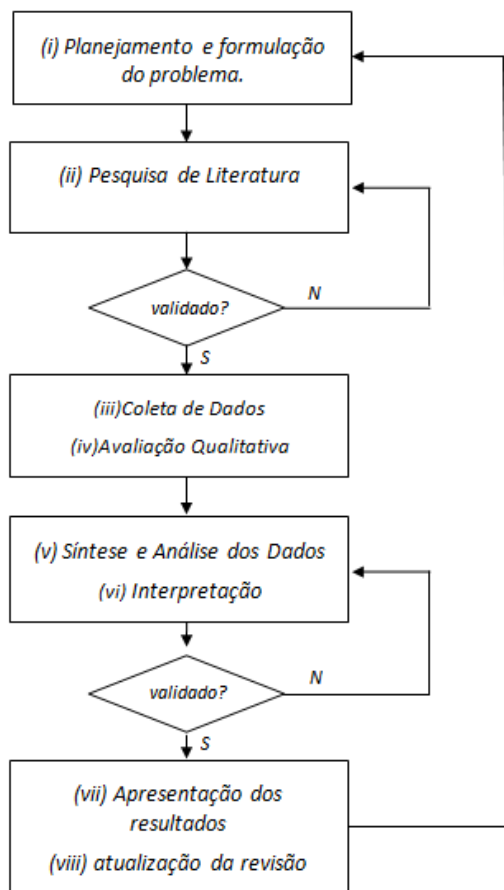
1.4 MATERIAL E MÉTODOS

Thomé et al.(2016) propõem um protocolo para condução da revisão sistemática de literatura na área de Gestão de Operações (OM).

De acordo com os autores os oito passos para uma revisão sistemática da literatura na área de gestão de operações são: (i) planejamento e formulação do problema, (ii) pesquisa de literatura; (iii) coleta dos dados; (iv) avaliação qualitativa; (v) síntese e análise dos dados; (vi)

interpretação; (vii) apresentação dos resultados e (viii) atualização da revisão. Esses passos, conforme Figura 9, foram seguidos para a revisão bibliométrica.

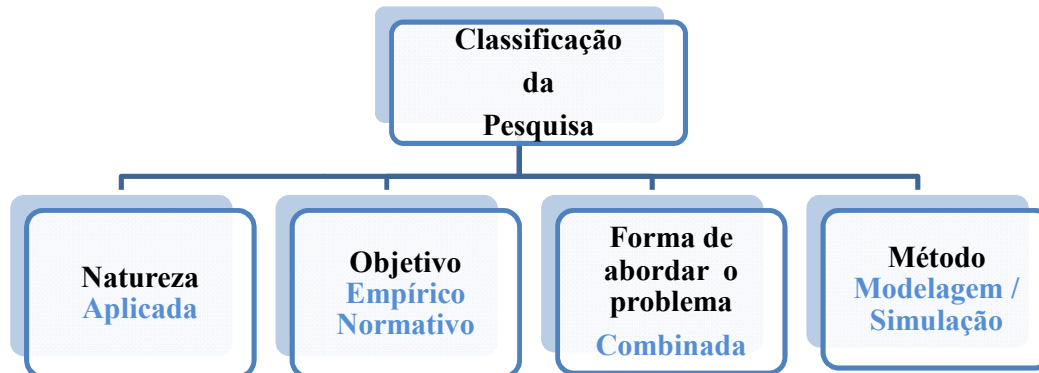
Figura9 - Passos da revisão sistemática da literatura



Fonte: Adaptado de Thomé et al. (2016)

De acordo com Bertrand e Fransoo (2002) e Miguel et al. (2012) pode-se classificar uma pesquisa científica quanto a sua natureza, objetivos, forma de abordar o problema e método. Com base nesta classificação o trabalho proposto caracteriza-se natureza aplicada, pois está direcionado a problemas específicos das organizações, com objetivo empírico normativo buscando o desenvolvimento de estratégias e ações baseadas em modelos de otimização (ou programação) matemática. A forma de abordar o problema é quantitativa e o método modelagem, no qual a utilização de modelos permite a identificação do problema e sua formulação.

Figura10 - Classificação da pesquisa



Fonte: Adaptado de Bertrand e Fransoo (2002) e Miguel et al. (2012)

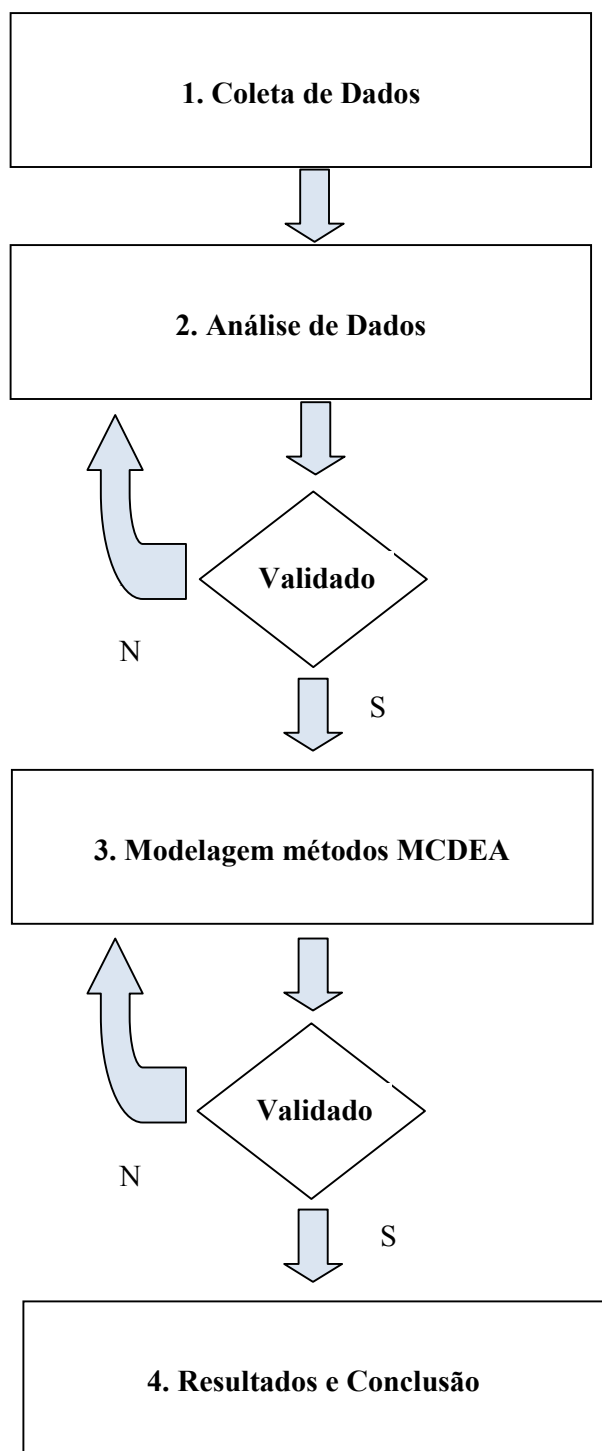
O objeto de estudo, indicadores de desempenho da gestão da manutenção industrial será analisado sob a ótica dos métodos *MCDEA*.

A base de dados de indicadores considerada neste trabalho foi coletada no setor de gestão de indicadores de desempenho da manutenção de uma indústria química de grande porte por meio dos relatórios de indicadores mensais no período de 2017.

O fluxograma de desenvolvimento desta pesquisa consiste em quatro etapas a iniciar-se pela coleta de dados por meio da revisão sistemática da literatura sobre o tema de pesquisa segundo o protocolo apresentado anteriormente. Em seguida, na segunda etapa é realizada a análise comparativa entre os dados do referencial teórico e os dados práticos da organização objeto de estudo. Na terceira etapa fez-se a modelagem dos dados do problema segundo o fluxo de aplicação dos métodos *MCDEA* utilizados. Na última etapa são apresentados os resultados e conclusões finais sobre a pesquisa.

As etapas descritas anteriormente compõem o protocolo de pesquisa ilustrado na Figura11.

Figura11 - Fluxograma e protocolo de pesquisa



✓ Levantamento dos principais indicadores de desempenho da gestão da manutenção (referencial teórico).

✓ Comparação entre os dados levantados na bibliometria *versus* dados práticos da empresa objeto de estudo (normas e procedimentos).

✓ Modelagem conforme fluxos de aplicação dos métodos *MCDEA*.

✓ Com base na Regra de Ouro de *Banker et. al* (1989), seleção do(s) modelo(s) que possibilitou melhor discriminação das *DMUs*.

✓ Análise dos resultados e conclusões.

1.5 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA

O objeto de estudo deste trabalho serão os indicadores chave de desempenho da utilizados na gestão da manutenção industrial.

A limitação geográfica será a cidade de Guaratinguetá, no Estado de São Paulo e o ramo de atividade da indústria objeto deste estudo de caso é o químico de grande porte.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho foi estruturado em cinco capítulos, subdivididos em seções.

O Capítulo 1 é a introdução, apresenta a contextualização da pesquisa, as questões, objetivos e justificativas de pesquisa. Também abrange a bibliometria realizada sobre o tema, os materiais e métodos utilizados, delimitação e estrutura da pesquisa.

No Capítulo 2 a fundamentação teórica sobre os principais conceitos da pesquisa.

Capítulos 3 e 4 apresentam respectivamente os métodos de análise multicritério e modelos considerados e a aplicação prática realizada.

Por fim no Capítulo 5 são discutidos os resultados obtidos e apresentadas sugestões para pesquisas futuras.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esse Capítulo aborda os conceitos de indicadores e gestão da manutenção.

2.1 INDICADORES CHAVE DE DESEMPENHO

Indicadores chave de desempenho (“*Key Performance Indicators*” ou “*KPI*”) são medidas críticas para determinar a saúde da organização em relação a suas metas, por meio desses indicadores os executivos tem um retrato instantâneo do negócio (COLLINS, 2016).

Para Badawy et al. (2016) indicadores chave de desempenho nos ambientes de negócios são principalmente informações quantitativas; ilustram estruturas e processos de uma organização. São muito importantes para o planejamento e controle estratégico por se tratarem de informações de apoio que agregam transparência aos processos de tomada de decisão.

O uso de indicadores deve permitir a organização: medição de status; avaliação e comparação de desempenho; identificação de forças e fraquezas; estabelecimento de objetivos; planejamento de estratégias e ações; compartilhamento de resultados de forma a informar e motivar as pessoas envolvidas; controle do processo e das mudanças ao longo do tempo (EN15341, 2007; STENSTRÖM, et al., 2013).

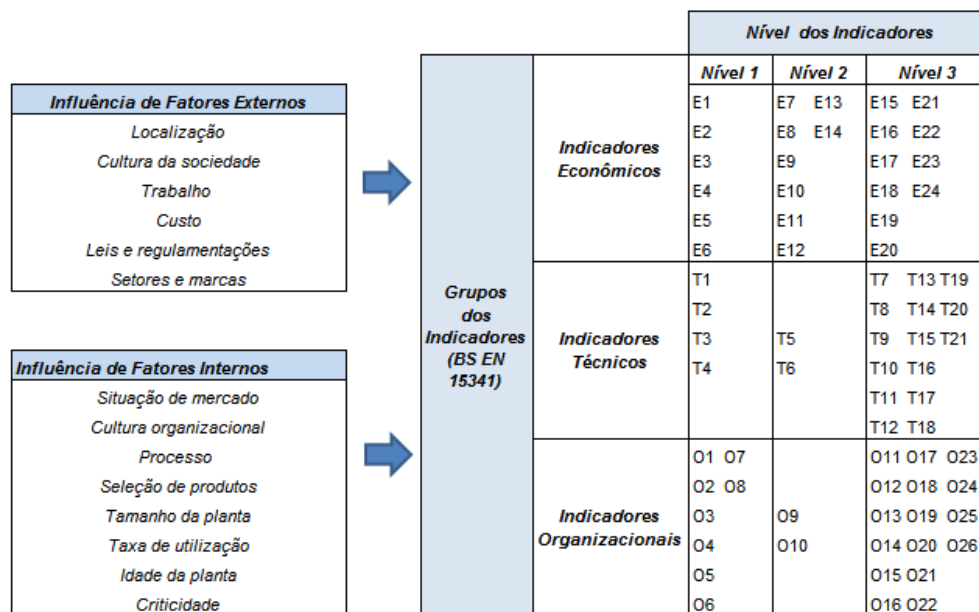
As organizações tipicamente utilizam os indicadores de desempenho para mensurar o sucesso das atividades nas quais estão envolvidas. Um indicador relevante é um elemento chave para o processo de decisão (GONÇALVES; MACHADO, 2015). Esses indicadores também podem ser utilizados para *benchmark* entre diferentes organizações do mesmo ramo de atividades, são informações críticas para a gestão de operações e a melhoria contínua dos processos industriais (KANG et al., 2016; MOLINOS-SENANTE et al., 2016). A palavra *benchmarking* pode ser interpretada como um processo de comparação e avaliação de uma variável em relação a uma referência considerada ideal para aquela organização, por meio dessa análise incorpora-se os melhores desempenhos de outras empresas e/ou aperfeiçoar-se os seus próprios métodos.

Bons indicadores devem permitir o monitoramento e o controle do desempenho assim como ajudar na identificação de lacunas, colaborar para o aprendizado e a melhoria contínua (MUCHIRI et al., 2011). Assim, a estruturação adequada e as especificações dos principais indicadores de desempenho são fatores críticos para sucesso das organizações, inclusive para prestação de serviços (ABU SAMRA; OSMAN; HOSNY, 2016).

Kumar et al. (2013) identificaram na literatura dois grupos principais de indicadores de manutenção: indicadores processos e indicadores de resultados. Ainda segundo os mesmos autores para análise de resultados de manutenção pode-se trabalhar em três categorias de indicadores sendo indicadores de desempenho de equipamentos, indicadores de custos de manutenção e indicadores de segurança e meio ambiente.

A norma europeia BS EN 15341:2007 apresenta 71 indicadores de desempenho padronizados, estruturados em três grupos: econômicos, técnicos e organizacionais de forma a abranger todos aspectos da função manutenção. Na Figura12 visualizamos os indicadores e os fatores internos e externos que podem influenciá-los segundo a norma citada.

Figura12 - Indicadores da manutenção e os fatores externos e internos



Fonte: Norma: BSEN 15341 (2007).

Ainda de acordo com essa norma um indicador relevante é um elemento de tomada de decisão por esse motivo os dados que o constituem devem ter uma relação com o objetivo e estratégia da organização. Essa relação pode ser comprovada por análise ou entrevista de especialistas da área (BS EN 15341, 2007).

2.2 GESTÃO DA MANUTENÇÃO

A gestão da manutenção é uma atividade importante nas empresas, seu processo envolve garantir o bom funcionamento das instalações, sistemas e equipamentos. Por meio dessa função estratégica são alcançadas as melhores condições de operação e a máxima disponibilidade dos equipamentos com custos otimizados (GONÇALVES; MACHADO, 2015). Assim, consideram-se gestão da manutenção todas as atividades de gerenciamento que determinam os objetivos da manutenção, suas estratégias e responsabilidades, visando o planejamento, controle e melhoria das atividades de manutenção (BS EN 13306, 2017).

Segundo Lee e Cha (2016) as ações de manutenção geralmente podem ser divididas em dois tipos: Manutenção Corretiva (CM) e Manutenção Preventiva (PM). A manutenção preventiva é uma das ações normalmente aplicadas na indústria para garantir que os sistemas executem suas funções por longos períodos de tempo, esse tipo de manutenção provou ter impacto positivo para as operações e lucro das empresas (ERNNIIE et al., 2017).

A norma NBR 5462 (ABNT, 1994) define manutenção como combinação de todas as ações técnicas e administrativas, incluindo as de supervisão destinadas a manter ou recolocar um item em um estado no qual possa desempenhar uma função requerida. Nela a manutenção preventiva é definida como aquela efetuada em intervalos pré-determinados, ou de acordo com critérios prescritos, destinada a reduzir a probabilidade de falha ou a degradação do funcionamento de um item.

Segundo Khan (2013), para evitar as paradas de produção e reduzir o custo da manutenção, os sistemas devem ser inspecionados e regularmente mantidos. A manutenção preventiva pode ser baseada em tempo, desempenho e condição do objeto técnico.

Um plano eficaz de manutenção é importante para garantir a confiabilidade do sistema, reduzindo os tempos de parada não planejados e evitando defeitos de qualidade (UPASANI et al., 2017).

Tavares e Gomes (2015) afirmam que a manutenção deixou de ser uma função “reparadora daquilo que quebrou” para tornar-se importante área funcional das empresas ao assumir o papel de gestora de ativos físicos e, em consequência, coordenadora do processo geral de administração de ativos das empresas. Para eles a criação da norma NBR 55000 (ABNT, 2014)reflete esse cenário devido à importância da manutenção em relação ao ciclo de vida dos ativos.

O desempenho da gestão da manutenção resume-se à sua capacidade de estruturar seus processos de ação, envolvendo a definição de prioridades como: quando, onde e quais atividades executar, conhecimentos explícitos e tácitos, habilidades técnicas e demais atividades (LINNÉUSSON; NG; ASLAM, 2016). Contudo, estabelecer um conjunto utilizável de indicadores de desempenho de manutenção depende principalmente dos objetivos da manutenção e das metas da empresa(GONÇALVES; MACHADO, 2015).

3 ANÁLISE MULTICRITÉRIO

Neste Capítulo abordaremos os conceitos e modelos multicritério utilizados nesta pesquisa.

3.1 MÉTODOS DE DECISÃO MULTICRITÉRIO

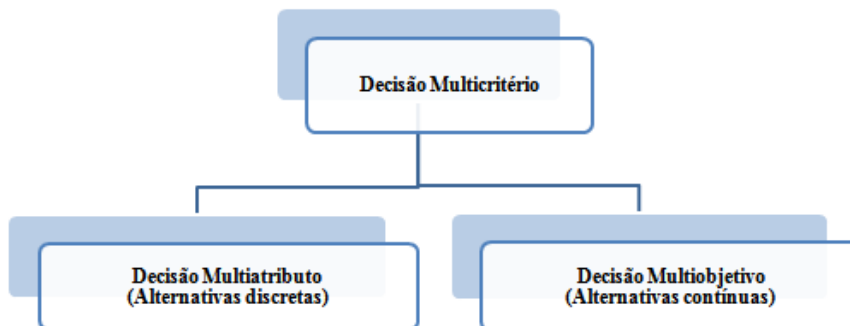
A decisão multicritério, *MCDM (Multi-Criteria Decision-Making)*, pode ser definida como o estudo de métodos e procedimentos pelos quais a avaliação de critérios conflitantes pode ser formalmente incorporada aos processos de tomada de decisão (INTERNATIONAL SOCIETY ON MCDM, 2017).

A tomada de decisão multicritério é um ramo da pesquisa operacional que busca encontrar resultados otimizados em cenários complexos, incluindo vários indicadores, objetivos e critérios conflitantes (KUMAR et al., 2017). Seu objetivo é auxiliar os tomadores de decisão quando várias alternativas são avaliadas por critérios múltiplos, que muitas vezes são conflitantes (GONÇALVES; MACHADO, 2015).

O desenvolvimento dos métodos de decisão multicritério foi motivado não só pela variedade de problemas práticos que exigem a consideração de vários aspectos, mas também por necessidade de fornecer a tomada de decisão técnicas modernas que utilizam dos avanços em modelos matemáticos e tecnologia computacional (BEHZADIAN et al., 2010).

Na Figura 13 observa-se que os métodos de decisão multicritério podem ser classificados baseados no número de alternativas consideradas. Diferenças podem ser notadas entre decisão multiatributo e decisão multiobjetivo, porém ambos compartilham características semelhantes. Métodos de decisão de multiatributo são projetados para selecionar alternativas discretas enquanto métodos de decisão multiobjetivo são mais adequados para lidar com problemas de planejamento multiobjetivo, quando um número teoricamente infinito de alternativas contínuas é definido por um conjunto de restrições em um vetor de variáveis de decisão (KUMAR et al., 2017; MARDANI et al., 2015; ZAVADSKAS, TURSKIS, KILDIENĖ, 2014).

Figura13 - Classificação dos métodos



Fonte: Zavadskas;Turkis;Kildiené (2014).

A classificação e seleção de alternativas podem ser consideradas como os principais objetivos dos métodos de decisão multicritério, que tipicamente são suporte para as tomadas de decisão em processos iterativos nos quais formulações matemáticas são utilizadas (GRAÇA; CAMARINHA-MATOS, 2016).

Numerosos métodos de decisão multicritério têm sido propostos nas últimas décadas considerando a questão da medição de prioridades dos critérios tangíveis ou intangíveis conflitantes, com o objetivo de permitir a avaliação das melhores alternativas para uma decisão (SAATY; ERGU, 2015).

3.2 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (*DATA ENVELOPMENT ANALYSIS*)

A Análise Envoltória de Dados (DEA) é baseada em Programação Linear. É um método não paramétrico, seu principal objetivo é medir o desempenho de alternativas, quando a presença de múltiplas entradas ou múltiplas saídas dificulta a comparação (CARRILLO; JORGE, 2016; TOLOO; ALLAHYAR; HANCLOVÁ, 2018). Essa avaliação de desempenho de alternativas, essencialmente, é realizada por meio de medidas de eficiência (FERREIRA; GOMES, 2009; FUENTES; FUSTER; LILLO-BAÑULS, 2016; TOLOO, SALAHI, 2018).

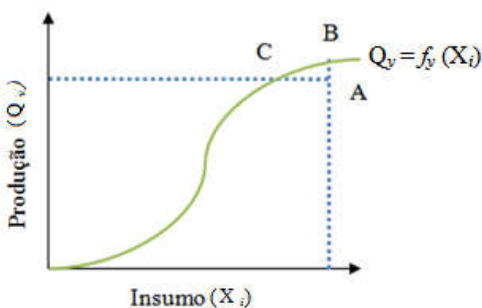
Ferreira e Gomes (2009) mencionam que os modelos DEA são baseados em alguns fundamentos da teoria da produção microeconômica utilizando de conceitos como eficiência técnica, produtividade e eficácia.

Para Varian (2015), Ferreira e Gomes (2009) e Figueiredo (2017) esses conceitos podem ser definidos como:

- Produtividade: Forma de utilização dos recursos para realização da produção, razão entre produção e insumos.
- Eficácia: Alcance de uma meta estabelecida, sem considerar a utilização dos recursos.
- Eficiência técnica: Conceito relativo baseado na comparação entre o que foi produzido por unidade de insumo e o que poderia ter sido produzido eliminando-se folgas desnecessárias.

Na Figura 14, segundo Ferreira e Gomes (2009) esses conceitos são observados conforme teoria da produção microeconômica, utilizando-se de uma função de produção estática onde um único produto Y que utiliza um único insumo X tem a expressão: $Q_y = f_y(\text{insumo } X_i)$. Sendo que os pontos C e B sobre essa função de produção são tecnicamente eficientes referindo-se as produções máximas de Q_y , obtidas com a utilização dos insumos X_i . Embora, o ponto C tenha maior produtividade que o ponto B. O ponto A representa uma produção ineficiente, pois com a mesma quantidade de insumo X_i é possível produzir uma quantidade maior de Q_y , no ponto B, por exemplo.

Figura 14 - Função produtividade e eficiência



Fonte: Ferreira e Gomes (2009).

Segundo Rubem, De Mello e Meza (2017) e Bal. et al. (2010) nos modelos DEA, a eficiência relativa de unidades homogêneas considerando-se múltiplas entradas e saídas, é determinada pela razão entre a soma ponderada das saídas e a soma ponderada das entradas no modelo. Tradicionalmente, os modelos DEA podem ser orientados a entrada (*input*) ou saída (*output*).

Assim, o DEA é um método de *benchmark* no qual valores de eficiência fornecem informações sobre a capacidade de melhorar as entradas ou saídas, tornando-se fundamental apoio a tomada de decisão (ISHIZAKA, NEMERY, 2013). Para Toloo, Allahyar e Hanclová (2018) o DEA está tornando-se uma importante ferramenta de análise e método de pesquisa em várias ciências como gestão, pesquisa operacional, engenharia, tomada de decisão, etc.

Para Rezaeiani e Foroughi (2018), um dos objetivos buscados pela avaliação de desempenho com os métodos *DEA* é a discriminação entre *DMUs* eficientes para obter uma classificação completa das *DMUs* avaliadas. Diversas abordagens têm sido apresentadas para obter-se mais informações sobre as *DMUs*, permitindo sua hierarquização, dentre elas os modelos Múltiplos Critérios *DEA* (*MCDEA*). Algumas das principais abordagens, de acordo com esses autores, são apresentadas no Quadro 5.

Quadro 5 - Principais abordagens com métodos *DEA*

Restrições ao peso	(Allen et al., 1997); (Charnes et al., 1989); (Dyson e Thanassoulis, 1988); (Khalili et al., 2010); (Sarrico e Dyson, 2004); (Thompson et al., 1986); (Tracy e Chen, 2005); (Wong e Beasley, 1990)
Eficiência cruzada	(Doyle e Green, 1994); (Jahanshahloo, Hosseinzadehet al., 2011); (Lian et al., 2008); (Ruiz, 2013); (Sexton, Silkman e Hogan, 1986); (Wang e Chin, 2010); (Wuet al. 2016a); (Wuet al., 2016b)
Pesos comuns	(Cook, Roll, e Kazakov, 1990); (Jahanshahloo et al., 2010); (Kao e Hung, 2005); (Liu e Peng, 2008); (Roll, Cook e Golany, 1991); (Sun, Wu, e Guo, 2013)
Super eficiência	(Andersen e Petersen, 1993); (Du, Liang e Zhu, 2010); (Tone, 2002)
Modelos <i>MCDEA</i>	(Mello e Angulo-Meza, 2016); (Ghasemi, Ignatius e Emrouznejad, 2014); (Li e Reeves, 1999); (Rubem, Mello e Meza, 2017)
Fronteira Invertida	(Amirteimoori, 2007); (Entani, Maeda e Tanaka, 2002); (Shen et al, 2016)
Abordagens baseadas em referências	(Charnes et al, 1985a); (Chen e Deng, 2011); (Jahanshahloo, et al., 2007); (Torgersen, Forsund, e Kittelsen, 1996)
Compartilhamento de fronteira de referência	(Rezaeiani e Foroughi, 2018)

Fonte: Rezaeiani e Foroughi (2018).

A aplicação desses métodos *DEA* tem crescido expressivamente nos últimos anos, esse crescimento pode ser observado nas mais diversas áreas (EMROUZNEJAD; YANG, 2017; LI; ZHU; LIANG, 2018).

3.2.1 Modelos CCR e BCC

Os dois modelos DEA clássicos e precursores dessa técnica são o de retorno constante de escala (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978) e o retorno variável de escala (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984). Ambos podem ser orientados a insumos (*input*) ou produto (*output*). Sendo que para Gomes et al.(2009) na orientação a *inputs*, o objetivo é minimizar os recursos disponíveis, sem alterar o nível de produção. Já na orientação a *outputs*, busca-se aumentar os produtos, sem mudar a quantidade de recursos.

Os modelos *DEA* podem ser formulados como modelos multiplicadores ou envelopes, sendo que no modelo dos multiplicadores considera-se a razão da soma ponderada de *outputs* e *inputs* onde a ponderação é escolhida de forma mais favorável a cada *DMU*, na formulação envelope define-se uma região viável de produção utilizando-se da projeção de cada *DMU* na fronteira dessa região (GOMES ET AL. 2009; RUBEM, 2016)

O modelo de retorno constante de escala (CCR) considera que o aumento nos *inputs* provoca aumento proporcional nos *outputs*. Esse modelo primal, denominado modelo dos multiplicadores com orientação ao *input*, é apresentado nas expressões de (1)-(5). Quando a unidade de decisão (*DMU₀*) está sob análise, sua eficiência relativa é W_0 , sendo W_0 o índice de eficiência a ser maximizado na função objetivo. As entradas deste modelo são representadas por x_{i0} e as saídas por y_{r0} , para as *DMU_j* ($j = 1, \dots, n$), os índices de entrada i ($i = 1, \dots, m$), os índices de saída r ($r = 1, \dots, s$). Os pesos v_i referentes a entradas i e u_r referentes as saídas.

Modelo *DEA* CCR (multiplicadores com orientação ao *input*)

$$\text{Max } W_0 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} \quad (1)$$

s.t.

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad j = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, \dots, s \quad (4)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m \quad (5)$$

No modelo envelope, expressões de (6)-(9), λ_r é a intensidade da contribuição individual da cada DMU_r na formação do alvo da DMU_o . Assim como no modelo dos multiplicadores as entradas são representadas por x_{i0} e as saídas por y_{j0} para as DMU_j ($j = 1, \dots, n$), os índices de entrada são i ($i = 1, \dots, m$), os índices de saída r ($r = 1, \dots, s$). E h_0 é o inverso da eficiência ($1/W_0$)

Modelo *DEA CCR* (envelope com orientação ao *input*)

$$\text{Min } h_0 \quad (6)$$

s.t.

$$h_0 x_{i0} - \sum_{i=1}^m x_{ir} \lambda_r \geq 0, \forall i \quad (7)$$

$$-y_{j0} + \sum_{r=1}^s y_{jr} \lambda_r \geq 0, \forall j \quad (8)$$

$$\lambda_r \geq 0, \forall r \quad (9)$$

Já o modelo de retorno variável de escala (BCC), 10-14, considera que as alterações nos inputs provocam variações não proporcionais nos outputs. Difere-se do modelo CCR pelo acréscimo do termo livre u_0 , considerado fator de escala, na função objetivo e na restrição 8.

Modelo *DEA BCC* (multiplicadores com orientação ao *input*)

$$\text{Max } W_0 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + u_0 \quad (10)$$

s.t.

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

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + u_0 \leq 0, j = 1, \dots, n, \quad u_0 \in \mathbb{R} \quad (12)$$

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

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

3.2.2 Modelos Multicritério de Análise Envoltória de Dados (*MCDEA*)

Observam-se diversos modelos derivados dos modelos básicos *DEA*. Entre eles os modelos *MCDEA* (*Multiple Criteria Data Envelopment Analysis*), que são modelos de programação Linear multiobjetivo (LI E REEVES, 1999). Esses modelos têm sido aplicados

buscando evitar a ponderação excessiva que pode ocorrer nos modelos *DEA* clássicos quando o número de *DMUs* não atende a Regra de Ouro de Banker et al. (1989). No Quadro 6, são apresentados alguns desses modelos mais citados.

Quadro 6- Modelos *MCDEA*

Modelo proposto	Autor/Ano
MCDEA	(LIEREEVES, 1999)
Minsum	(CHEN et al., 2009)
GPDEA	(BAL et al.,2010)
BiO-MCDEA	(GHASEMI et al.,2014)
ExtendedMCDEA	(HATAMI-MARBINIE E TOLLO, 2017)
WGP-MCDEA	(RUBEM et al., 2017)

Fonte: Elaborado pelo Autor

Segundo Rubem (2016) nos modelos *MCDEA* a primeira função objetivo é a mesma dos modelos *DEA* tradicionais sendo que na orientação a entrada (*inputs*), a minimização do desvio d_o equivale à maximização da eficiência W_o , enquanto na orientação a saída (*outputs*) ela equivale à minimização de h_o (inverso da eficiência). Na segunda função objetivo é minimizado o maior dos desvios entre as *DMU* em análise, ou seja, $\min \max d_j$ ($j=1, \dots, n$), sendo chamada de minimax. A terceira função objetivo minimiza a soma dos desvios, ou seja, $\sum_{j=1}^n d_j$ é denominada minisoma. Essas duas funções objetivo adicionais além de fornecer soluções eficientes mais restritivas, também restringem a flexibilidade dos multiplicadores.

O modelo proposto por Li e Reeves (1999), nas expressões 15-22, tinha como objetivo aumentar o poder de discriminação e produzir pesos mais razoáveis para entradas e saídas em relação aos modelos *DEA* clássicos. Difere-se do modelo dos multiplicadores com orientação ao input pela inclusão de d_j que é a variável de desvio utilizada para medir a ineficiência para *DMU_j*, de d_o que é o valor de ineficiência para a *DMU_o* sob análise e M sendo o máximo valor de ineficiência.

Modelo *MCDEA* (multiplicadores com orientação ao *input*)

$$\text{Min } d_o \text{ (ormax } \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} \text{)} \quad (15)$$

Min M

$$\text{Min } \sum_{j=1}^n d_j \quad (16)$$

s.t.

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (17)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0 \quad j = 1, \dots, n \quad (18)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad (19)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, \dots, s \quad (20)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m \quad (21)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad (22)$$

Modelo *Minsum-CCR*

O modelo *Minsum-CCR*, nas expressões de (23)-(28) é derivado da formulação de Li e Reeves (1999), porém com a característica de considerar somente um termo na função objetivo. O modelo *Minsum-BCC* difere-se dessa modelagem pelo acréscimo do termo livre u_0 na expressão (24) (FIGUEIREDO, 2017; CHEN et al., 2009).

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

s.t.

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

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j + u_0 \leq 0 \quad j = 1, \dots, n \quad (25)$$

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

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

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

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

Ghasemi et al.(2014) propuseram um modelo bi-objetivo baseado em dois critérios de modelo de Li e Reeves (1999).O modelo *BiO-MCDEA* seria capaz de proporcionar uma maior dispersão de peso e poder de discriminação, permitindo que múltiplos critérios fossem otimizados simultaneamente.É apresentado nas expressões (30)-(36). Onde M é o máximo de ineficiência, w_1 e w_2 são pesos na função objetivo e nos parâmetros das variáveis u_r e v_i nas restrições das expressões (33)-(34) e d_j é a ineficiência para a j -ésima DMU_j

Modelo *BiO-MCDEA*

$$\text{Min } h = (w_2M + w_3 \sum_{j=1}^n d_j) \quad (30)$$

s.t.

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

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

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

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

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

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

Posteriormente, Hatami-Marbini e Tollo (2017) apontaram algumas imperfeições em no modelo de Ghasemi et al.(2014). Propuseram evoluções como a determinação do valor ideal de épsilon a ser considerado como limite inferior de pesos no modelo e a supereficiência baseada no épsilon ótimo (ε).

O valor máximo da variável de decisão ε é calculado usando o modelo apresentado nas expressões (37)-(41) (AMIN E TOLOO, 2007; HATAMI-MARBINI E TOLLO, 2017)

$$\varepsilon^* = \max \varepsilon \quad (37)$$

s.t

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 1, \quad j=1, \dots, n \quad (38)$$

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

$$\varepsilon - u_r \leq 0, \quad r = 1, \dots, s \quad (40)$$

$$\varepsilon - v_i \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \quad (41)$$

Sendo ε a solução ótima do modelo (37)-(40), a DMU_0 é considerada eficiente se $d_0^* = 0$ onde d_0^* é a solução ótima obtida em (42)-(48). E a ineficiência da DMU_j é calculada como $1 - d_j^*$.

Modelo *Extended MCDEA*

$$w(\varepsilon) = \min w_1(2d_0) + w_2 d_{max} + w_3 \sum_{j=1}^n (j \neq 0) d_j \quad (42)$$

s. t.

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (43)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0 \quad j = 1, \dots, n \quad (44)$$

$$d_{max} - d_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad (45)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad (46)$$

$$u_r \geq \varepsilon, \quad r = 1, \dots, s \quad (47)$$

$$v_i \geq \varepsilon, \quad i = 1, \dots, m. \quad (48)$$

Ainda sobre métodos *MCDEA*, Rubem et al. (2017) desenvolveram uma formulação para resolver adequadamente modelos *MCDEA* usando Programação por Metas (*GP*) ponderada. Esses autores apontaram cinco inconsistências teóricas no modelo *GPDEA* de Bal et al. (2010) referentes a transformação inadequada de restrições, conversões de objetivos em metas de forma equivocada, utilização excessiva de variáveis de desvio e suas somas. Após essa análise crítica os autores apresentaram sua formulação *WGP-MCDEA* conforme expressões de (49)-(57). Onde λ_i , pesos, g_i níveis de aspiração, d_i^+ e d_i^- são desvios positivos e negativos indesejados nos níveis das metas.

Modelo5: *WGP-MCDEA (CCR com orientação ao input)*

$$\min a = \{\lambda_1 d_1^+ + \lambda_2 d_2^+ + \lambda_3 d_3^+\} \quad (49)$$

s. t.

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

$$\sum_{r=1}^s u_j y_{jr} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0, \forall j \quad (51)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad \forall j \quad (52)$$

$$d_0 + d_1^- - d_1^+ \leq g_1 \quad (53)$$

$$M + d_2^- - d_2^+ \leq g_2, \forall j \quad (54)$$

$$\sum_{j=1}^n d_j + d_3^- - d_3^+ \leq g_3 \quad (55)$$

$$u_j v_i \geq 0, \quad \forall j, i \quad (56)$$

$$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, d_j, d_1^-, d_1^+, d_2^-, d_2^+, d_3^-, d_3^+ \geq 0, \forall j \quad (57)$$

4 APLICAÇÃO PRÁTICA

Neste Capítulo apresenta-se detalhadamente o problema identificado, os dados considerados e a modelagem aplicada.

4.1 DESCRIÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA

O objetivo deste trabalho foi a aplicação de modelos Múltiplos Critérios *DEA(MCDEA)* visando a priorização de indicadores de desempenho utilizados na gestão de manutenção industrial. O objeto de estudo e a fonte dos dados inseridos nos modelos foi uma empresa de grande porte do segmento químico localizada no Estado de São Paulo.

A indústria química fornece matéria prima para os mais diversos segmentos de bens, serviços e atividades. O Estado de São Paulo concentra o maior número de fábricas de produtos químicos de uso industrial, 535 das 961 cadastradas no guia da Indústria Química Brasileira (ABIQUIM, 2018). A distribuição das plantas de produtos químicos de uso industrial no Brasil é apresentada na Figura 15.

Figura 15 - Distribuição das plantas de produtos químicos de uso industrial no Brasil



Fonte: ABIQUIM (2018).

Segundo a Confederação Nacional da Indústria (CNI, 2018), o setor industrial como um todo, representa 21% do PIB do Brasil, responde por 51% das exportações, 68% da

pesquisa e desenvolvimento do setor privado e 30% dos tributos federais (exceto receitas previdenciárias). A indústria química é um segmento significativo dentro desse setor, na Figura 16 observa-se sua porcentagem de participação no PIB total anual no período de 1995 a 2016 (ABIQUIM, 2018).

Figura 16 - Participação da indústria química no produto interno bruto total (%)



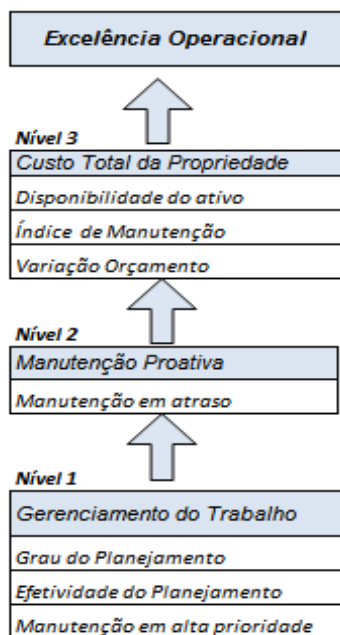
Fonte: ABIQUIM (2018).

Em termos de faturamento líquido, a indústria química no Brasil é a oitava maior do mundo. Assim o setor químico foi selecionado devido a sua relevância na participação do cenário industrial brasileiro e mundial (ABINQUI, 2018).

Os dados utilizados nesta pesquisa foram obtidos em duas etapas. Na primeira etapa identificaram-se quais indicadores chave de desempenho da manutenção foram citados nos estudos provenientes da pesquisa bibliométrica realizada sobre o tema. Observou-se que a maior parte dos trabalhos citou algum dos 71 indicadores propostos pela norma europeia BS em 15341:2007. Na segunda etapa foi realizada uma consulta aos procedimentos globais da empresa com o objetivo de identificar quais indicadores chave de desempenho estavam sendo utilizados para a gestão da manutenção.

A Figura 17 lista os indicadores adotados por esta organização com o objetivo de garantir a excelência operacional em suas plantas produtivas.

Figura 17 - Exemplos de indicadores adotados pela organização



Fonte:Elaborado pelo autor

Após a identificação dos indicadores utilizados, obtiveram-se os valores anuais consolidados referentes a 2017 dos 8 indicadores relacionados a gestão da manutenção industrial de 16 unidades produtivas da organização e fez-se a modelagem proposta.

No Quadro 7 os indicadores considerados como *inputs* (x_i) e *outputs* (y_i).

Quadro 7 – Variáveis *Input* e *Output* consideradas na modelagem

Variáveis	Denominação	Entrada/ Saídas (<i>Input/Output</i>)
x_1	Índice de manutenção	<i>Input</i>
x_2	Manutenção de alta prioridade	<i>Input</i>
x_3	Manutenção em atraso	<i>Input</i>
x_4	Custo de manutenção não planejada	<i>Input (Output indesejável tratado como Input)</i>
y_1	Variação de orçamento	<i>Output</i>
y_2	Disponibilidade do ativo	<i>Output</i>
y_3	Grau de planejamento	<i>Output</i>
y_4	Efetividade de planejamento	<i>Output</i>

Fonte: Elaborado pelo autor

Assim foram consideradas 16 *DMUs*, sendo cada uma delas referentes a uma das unidades produtivas de um complexo industrial atuando sob mesma condição de mercado.

Na Tabela 1, os valores considerados como *inputs* (x_i) e *outputs* (y_i) nos modelos aplicados, sendo :

- x_1 -Índice de manutenção: Relação entre o valor de reposição dos ativos e a soma das despesas com materiais e mão de obra para reparo de ativos..
- x_2 -Manutenção de alta prioridade: Relação entre o total de ordens de manutenção de alta prioridade e o total de ordens de manutenção realizadas no mês.
- x_3 -Manutenção em atraso: Relação entre ordens de manutenção não concluídas nas datas programadas e o total de ordens do mês.
- x_4 -Custo de manutenção não planejada: Custo total com ordens de manutenção de emergência dentro de um mês. Estes valores foram normalizados para diminuir o efeito escalar, uma vez que a função objetivo é sensível a diferenças nas escalas
- y_1 -Variação de orçamento: Relação entre despesas reais de manutenção e despesas planejadas.
- y_2 -Disponibilidade do ativo: Relação entre perdas de produção por falha de equipamento ou manutenção planejada e a capacidade total de produção.
- y_3 -Grau de planejamento: Relação entre o número de ordens planejadas pelo número total de ordens no mês.
- y_4 -Efetividade de planejamento: Relação entre o número de ordens planejadas que não sofreram desvio no custo e o total de ordens planejadas no mês.

Tabela 1 - Valores considerados como *inputs* e *outputs*

<i>DMU</i>	<i>Inputs</i>				<i>Outputs</i>			
	x_1 [%]	x_2 [%]	x_3 [%]	x_4 [%]	y_1 [%]	y_2 [%]	y_3 [%]	y_4 [%]
1	0,01	0,56	0,45	0,16	0,08	0,98	0,56	0,83
2	0,02	0,57	0,15	0,02	0,12	0,98	0,34	0,25
3	0,02	0,51	0,06	0,12	0,71	0,93	0,34	0,64
4	0,01	0,19	0,04	0,03	0,12	1,00	0,25	0,37
5	0,03	0,61	0,20	0,01	0,18	0,80	0,47	0,83
6	0,01	0,15	0,05	0,00	0,40	0,89	0,12	0,75
7	0,03	0,25	0,03	0,05	0,55	0,99	0,40	0,53
8	0,03	0,39	0,05	0,50	0,79	0,86	0,36	0,60
9	0,01	0,40	0,55	0,00	0,04	0,85	0,46	0,60
10	0,01	0,40	0,07	0,02	0,25	1,00	0,75	0,40
11	0,03	0,48	0,03	0,00	0,29	0,82	0,32	0,66
12	0,03	0,49	0,05	0,06	0,18	0,75	0,42	0,52
13	0,02	0,28	0,25	0,01	0,32	0,87	0,72	0,30
14	0,02	0,00	0,09	0,00	0,20	0,91	0,54	0,50
15	0,02	0,33	0,30	0,01	0,11	1,00	0,73	0,35
16	0,02	0,19	0,11	0,02	0,47	0,89	0,73	0,50

Fonte: Elaborado pelo autor

Os modelos *DEA* foram implementados no Microsoft Excel utilizou-se recursos de programação em VBA, Solver para Programação Linear e o algoritmo SIMPLEX (HILLIER; LIEBERMAN, 2001).

Para que nas aplicações dos modelos *DEA* clássicos *CCR* e *BCC* as *DMUs* sejam discriminadas adequadamente deve-se observar a Regra de Ouro de Banker et al. (1989), essa regra determina que nessas aplicações a quantidade de *DMUs* deve ser igual a pelo menos três vezes o valor da soma do produto do número total de variáveis de *inputs* e *outputs*. Adota-se o critério que resultar no maior número *DMUs*.

Observou-se que nesta aplicação essa regra não seria atendida pois serão analisados dados referentes a 16 unidades produtivas da organização selecionada. Neste caso os modelos

clássicos de *DEA* (*CCR* ou *BCC*) podem não manter o poder de discriminação da técnica, assim adotou-se os modelos *MCDEA*, com objetivo de permitir uma melhor discriminação das unidades produtivas da organização que seriam consideradas eficientes ou *benchmark* para a empresa. A Tabela 2 apresenta o comparativo entre as eficiências nos modelos selecionados.

Tabela 2- Resultados obtidos nos modelos aplicados

<i>DMU</i>	<i>CCR</i>	<i>BiO-MCDEA</i>	<i>BiO-MCDEA</i> (<i>supereficiencia</i>)	<i>Extended</i> <i>MCDEA</i>	<i>WGP-MCDEA</i>
1	83%	22%	22%	52%	27%
2	56%	29%	29%	36%	31%
3	100%	57%	57%	57%	58%
4	100%	67%	67%	74%	70%
5	48%	43%	43%	34%	48%
6	100%	100%	215%	100%	100%
7	100%	46%	46%	53%	52%
8	100%	5%	5%	39%	5%
9	100%	18%	18%	42%	18%
10	100%	100%	130%	100%	100%
11	100%	38%	38%	35%	39%
12	59%	37%	37%	31%	39%
13	100%	57%	57%	59%	59%
14	100%	44%	44%	52%	44%
15	83%	34%	34%	54%	54%
16	100%	92%	92%	93%	100%
<i>N eficientes</i>	<i>11</i>	<i>2</i>	<i>2</i>	<i>2</i>	<i>3</i>

Fonte: Elaborado pelo autor

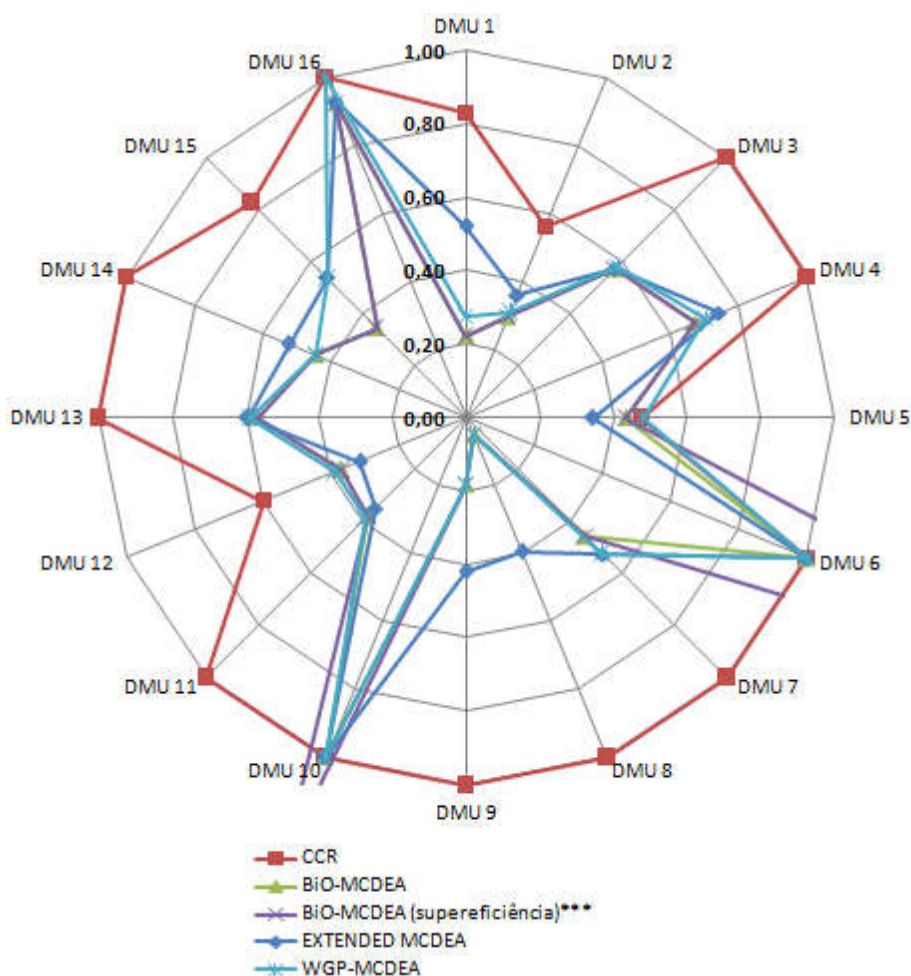
A modelagem *CCR* de Charnes, Cooper e Rhodes (1978) também foi apresentada com objetivo comparativo. Nota-se que os modelos *MCDEA* possibilitaram uma melhor discriminação das *DMUs* sendo que nestes modelos um menor número de unidades

produtivas foi considerado eficiente em relação ao CCR clássico que classificou 11 DMU's eficientes.

Observou-se que nesta aplicação, os modelos *BiO-MCDEA* e *Extended MCDEA* obtiveram a melhor discriminação entre as *DMUs*, embora tenham pequenas diferenças na formulação, ambos consideraram somente 2 unidades produtivas como referências para as demais (*DMU 6* e *DMU 10*). Já o modelo *WGP-MCDEA* que apresentava maiores diferenças de formulação em relação aos demais, classificou 3 unidades produtivas como eficientes (*DMUs 6, 10 e 16*).

Na Figura 18 esses resultados são ilustrados em um gráfico de radar. Este gráfico multidimensional permite ver como os resultados dos métodos *MCDEA* estão próximos uns dos outros e como eles diferem notavelmente dos resultados do obtidos no modelo CCR clássico.

Figura 18 - Resultados obtidos por modelo



Fonte: Elaborado pelo autor

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste Capítulo apresentam-se os resultados e discussões assim como sugestões para pesquisas futuras.

5.1 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este trabalho buscou responder a questões como quais métodos de decisão multicritério têm sido associados a estudos sobre indicadores de desempenho, quais indicadores têm sido utilizados para gestão da manutenção industrial e se há vantagens em utilizar métodos *MCDEA* nesses estudos. Para tanto além da pesquisa bibliométrica foram realizadas consultas de procedimentos e normas de uma organização industrial e coletados dados reais de indicadores de 16 unidades produtivas para ilustrar a aplicação dos modelos *MCDEA*.

Observou-se que os métodos *AHP*, *DEA* e *TOPSIS* foram os mais utilizados em estudos já publicados sobre indicadores de desempenho, nesse aspecto a proposta de aplicação de modelos *MCDEA* pôde contribuir para o enriquecimento do conhecimento sobre os temas abordados.

Sobre os indicadores utilizados para a gestão de manutenção industrial, constatou-se que os mais utilizados são parte do conjunto de indicadores propostos na norma europeia (BS EN 15341: 2007). Notou-se que esses indicadores são semelhantes aos utilizados na gestão da manutenção da planta industrial estudada. Assim 8 indicadores referentes a gestão da manutenção utilizados por essa organização foram considerados como entradas (*inputs*) e saídas (*outputs*) nos modelos *MCDEA*.

Os dados referentes as 16 unidades produtivas foram inseridos nos modelos *BiO-MCDEA*, *Extended MCDEA* e *WGP-MCDEA*. O resultado obtido nessas formulações foi uma melhor discriminação das unidades produtivas a serem consideradas referências para as demais. Essa comparação ao modelo *CCR* foi realizada com o objetivo de destacar a importância da observação da Regra de Ouro de Banker *et. al* (1989).

Gestores das plantas industriais, analisaram os resultados e consideraram os resultados obtidos nos modelos *BiO-MCDEA* e *Extended MCDEA* como mais realistas. Sendo que o resultado do modelo *BiO-MCDEA* com supereficiência permitiu a melhor hierarquização das *DMUs* consideradas eficientes.

Assim, com base na combinação dos métodos apresentados espera-se com esta pesquisa contribuir para o estudo dos indicadores de desempenho referentes à gestão da manutenção

industrial bem como ilustrar uma aplicação de métodos *MCDEA* utilizando como variáveis de entrada e saída os resultados anuais de alguns indicadores utilizados por uma organização para a gestão da manutenção industrial possibilitando uma visão estratégica desses indicadores nas organizações.

Conclui-se que há vantagens em aplicar os modelos *MCDEA* propostos para análise de indicadores de desempenho, pois seus resultados podem auxiliar na gestão da manutenção possibilitando visão conjunta dos resultados de diversos indicadores e melhor planejamento estratégico nas organizações, direcionando ações a serem tomadas para melhoria do desempenho das unidades ineficientes apontadas nos modelos.

5.2 SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Em pesquisas futuras, os dados de indicadores de desempenho podem ser coletados nas diversas áreas de atividades e modelados permitindo melhor direcionamento de recursos para entre variáveis consideradas. A teoria dos conjuntos difusos e a tomada de decisões em grupo podem ser incorporadas à proposta de novos modelos. Assim como estudos de medidas e análises de eficiência podem ser associados a tópicos emergentes como *Block Chain*, *Industry 4.0*, *Internet of Things* e incorporação de comparativos entre os resultados dos modelos e a opinião de especialistas das áreas.

REFERÊNCIAS

- ABU SAMRA, S.; OSMAN, H.; HOSNY, O. Optimal maintenance and rehabilitation policies for performance-based road maintenance Contracts. **Journal of Performance of Constructed Facilities**, New York, v.31, n.1, p. 1-11, 2016.
- AMIN, G. R.; TOLOO, M. Finding the most efficient DMUs in DEA: An improved integrated model. **Computers and Industrial Engineering**, New York, v. 52, n. 1, p. 71-77, 2007.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DA INDÚSTRIA QUÍMICA, ABIQUIM. **A indústria química**, 2018. Disponível em: <https://abiquim.org.br/uploads/guias_estudos/desempenho_industria_quimica_2017.pdf>. Acesso em: 05abr. 2018.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **ABNT NBR 5462:1994** Confiabilidade e manutenibilidade. Rio de Janeiro: ABNT, 1994.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **ABNT NBR ISO 55000:2014 - Gestão de Ativos - Visão geral, princípios e terminologia**. Rio de Janeiro: ABNT, 2014.
- BADAWY, M. et al. A survey on exploring key performance indicators. **Future Computing and Informatics Journal**, New Cairo, v. 1, n. 1-2, p. 47-52, 2016.
- BAL, H. et al. Improving the discrimination power and weights dispersion in the data envelopment analysis. **Computers and Operations Research**, New York, 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**, Providence, v. 30, n. 9, p.1078-1092, 1984.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W.; SWARTS, J.; THOMAS, D. A. An introduction to data envelopment analysis with some of its models and their uses. **Research in Governmental and Non-Profit Accounting**, Amsterdam, v. 5, p. 125-163, 1989.
- BEHZADIAN, M. et al. PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. **European Journal of Operational research**, Amsterdam, v. 20, n.1,p. 198-215, 2010.
- CARLUCCI, D. Evaluating and selecting key performance indicators: an ANP-based model. **Measuring Business Excellence**, London, v.14, p. 66-76, 2010.
- CARRILLO, M.; JORGE, J. M.A multiobjective DEA approach to ranking alternatives. **Expert Systems with Applications**, New York, v. 50, p. 130-139, 2016.
- CENTRE FOR SCIENCE AND TECHNOLOGY STUDIES, CWTS. **VOSviewer Visualizing scientific landscapes**. Version: 1.6.5, Leiden, 2017. Disponível em: <<http://www.vosviewer.com/download>>. Acesso em: 10 fev. 2018.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978.

COLLINS, A. J. et al. An improvement selection methodology for key performance indicators. **Environment Systems and Decisions**, New York, v. 36, n. 2, p. 196-208, 2016.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA, CNI. **A importância da indústria no Brasil**, 2018. Disponível em <https://bucket-gw-cni-static-cms-si.s3.amazonaws.com/media/filer_public/0e/12/0e12a42c-e9ad-49f5-zbf45e6404408aef/a_importancia_da_industria_no_brasil_maio2018.pdf>. Acesso em: 05 maio 2018.

CONGRESSO BRASILEIRO DE MANUTENÇÃO, 28, 2013, Salvador, BA. **A situação da manutenção no Brasil**. Disponível em: <<http://www.abraman.org.br/sidebar/documento-nacional/resultado-2013>>. Acesso em: 10 abr. 2017.

DE FELICE F. F.; PETRILLO, A. Absolute measurement with analytic hierarchy process: a case study for Italian racecourse. **International Journal of Applied Decision Sciences**, Philadelphia, v. 6, n. 3, p. 209–227, 2013.

ECKERSON, W. Ten Characteristics of a Good KPI. **The Data Warehousing Institute (TDWI)**, New York, 2006. 209 p.

EMROUZNEJAD, A.; MARRA, M. The state of the art development of AHP (1979–2017): a literature review with a social network analysis. **International Journal of Production Research**, London, v. 55, n. 22, p. 1-23, 2017.

EMROUZNEJAD, A.; YANG, G. A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978–2016. **Socio-Economic Planning Sciences**, New York, v. 61, p. 4-8, 2018.

ERNNIE, I. B. et al. Preventive maintenance (PM) planning: a review, **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, Bradford, v. 23, n. 2, p. 114-143, 2017.

EUROPEAN COMMITTEE FOR STANDARDIZATION. BS EN 15341:2007. **Maintenance key performance indicators**. Brussels, Belgium: CEN, 2007.

FERREIRA, C. M. C.; GOMES, A. P. **Introdução à análise envoltória de dados**. Viçosa: UFV, 2009.

FIGUEIREDO, M.V. **Modelo multiobjetivo de análise envoltória de dados combinado com desenvolvimento de funções empíricas e otimização via simulação Monte Carlo**. 2017. 82 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2017. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/11449/150767>>. Acesso em: 05 mar. 2018.

FUENTES, R.; FUSTER, B.; LILLO-BAÑULS, A. A three-stage DEA model to evaluate learning-teaching technical efficiency: key performance indicators and contextual variables. **Expert Systems with Applications**, New York, v. 48, p. 89-99, 2016.

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

GOMES, E. G. et al. Dependência espacial da eficiência do uso da terra em assentamento rural na Amazônia. **Production**, São Paulo, v. 19, n. 2, p. 417-432, 2009.

GOMEZ-JAUREGUI, V. et al. Information management and improvement of citation indices. **International Journal of Information Management**, Guildford, v. 34, n. 2, p. 257-271, 2014.

GONÇALVES, C. D. F.; DIAS, J. A. M.; MACHADO, V. A. C. Multi-criteria decision methodology for selecting maintenance key performance indicators. **International Journal of Management Science and Engineering Management**, London, v. 10, n. 3, p. 215-223, 2015.

GRAÇA, P.; CAMARINHA-MATOS, L. M. Performance indicators for collaborative business ecosystems: Literature review and trends. **Technological Forecasting and Social Change**, New York, v. 116, p. 237-255, 2017.

GUNASEKARAN, A. et al. Performance measures and metrics in outsourcing decisions: A review for research and applications. **International Journal of Production Economics**, Amsterdam, v. 161, p. 153-166, 2015.

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

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. **Introduction to operations research**, 8. ed. McGraw-Hill, 2001.

ILGIN, M. A.; GUPTA, S. M.; BATAÏA, O. Use of MCDM techniques in environmentally conscious manufacturing and product recovery: State of the art. **Journal of Manufacturing Systems**, Dearborn, v. 37, p. 746-758, 2015.

INTERNATIONAL SOCIETY ON MCDM, **Mission of the society**, 2017. Disponível em: <<http://www.mcdmsociety.org/content/mission-society>>. Acesso em: 01 maio 2017.

ISHIZAKA, A.; NEMERY, P. **Multi-criteria decision analysis**. Chichester: Wiley, 2013.

KHAN, F. **SAP Plant Maintenance**. New Delhi: McGraw Hill Education, 2013.

KANG, N. et al. A Hierarchical structure of key performance indicators for operation management and continuous improvement in production systems. **International Journal of Production Research**, London, v. 54, n. 21, p. 6333-6350, 2016.

KUMAR, U. et al. Maintenance performance metrics: a state-of-the-art review. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, Bradford, v. 19, n. 3, p. 233-277, 2013.

KUMAR, A. et al. A review of multi criteria decision making (MCDM) towards sustainable renewable energy development. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Enschede, v. 69, p. 596-609, 2017.

- LEE, H.; CHA, J. H. New stochastic models for preventive maintenance and maintenance optimization. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 255, n. 1, p. 80-90, 2016.
- LI, F.; ZHU, Q.; LIANG, L. Allocating a fixed cost based on a DEA-game cross efficiency approach. **Expert Systems with Applications**, New York, v. 96, p. 196-207, 2018.
- LINNÉUSSON, G.; NG, A.; ASLAM, T. **Investigating maintenance performance: a simulation study**. Disponível em: <<http://www.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2%3A1044790&dswid=2740>>. Acesso em 16 mar. 2018.
- MADHIKERMI, M. et al. Data quality assessment of maintenance reporting procedures. **Expert Systems with Applications**, New York, v. 63, p. 145-164, 2016.
- MAHAPATRA, B.; MUKHERJEE, K.; BHAR, C. Performance measurement—An DEA-AHP based approach. **Journal of Advanced Management Science**, Barcelona, v. 3, n. 1, 2015.
- MARDANI, A. et al. Multiple criteria decision-making techniques and their applications—a review of the literature from 2000 to 2014. **Economic Research**, Zagreb, v. 28, n. 1, p. 516-571, 2015.
- MIGUEL, P. A. C. et al. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.
- MOLINOS-SENANTE, M. et al. Assessing the sustainability of water companies: A synthetic indicator approach. **Ecological Indicators**, New York, v. 61, p. 577-587, 2016.
- MONGEON, P.; PAUL-HUS, A. The journal coverage of Web of Science and Scopus: a comparative analysis. **Scientometrics**, Amsterdam, v. 106, n. 1, p. 213-228, 2016.
- MOSTAFA, S. et al. Lean thinking for a maintenance process. **Production and Manufacturing Research**, London, v. 3, n. 1, p. 236-272, 2015.
- MOUSAVI-NASAB, S. H.; SOTOUDEH-ANVARI, A.A comprehensive MCDM-based approach using TOPSIS, COPRAS and DEA as an auxiliary tool for material selection problems. **Materials and Design**, Surrey, v. 121, p. 237-253, 2017.
- MUCHIRI, P. et al. Development of maintenance function performance measurement framework and indicators. **International Journal of Production Economics**, Amsterdam, v. 131, n. 1, p. 295-302, 2011.
- PAKKAR, M. S. Using DEA and AHP for hierarchical structures of data. **Industrial Engineering and Management Systems**, Seul, v. 15, n. 1, p. 49-62, 2016.
- PODGORSKI, D. Measuring operational performance of OSH management system: A demonstration of AHP-based selection of leading key performance indicators. **Journal Safety Science**, Amsterdam, v. 73, p. 146-166, 2015.
- RAZA, T.; MUHAMMAD, M. B.; MAJID, M. A. A.A comprehensive framework and key performance indicators for maintenance performance measurement. **ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences**, Islamabad, v. 11, n. 20, p. 12146-12152, 2016.

REZAEIANI, M. J.; FOROUGH, A. A. Ranking efficient decision making units in data envelopment analysis based on reference frontier share. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v.264, n.2, p. 665-674, 2018.

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

SANTOS, A. P. **Resolução do modelo de Li e Reeves usando programação por metas**. 2016. 86 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2016. Disponível em:<<https://app.uff.br/riuff/handle/1/4084>> Acesso em: 10 out. 2018.

SAATY, T. L. A scaling method for priorities in hierarchical structures. **Journal of Mathematical Psychology**, New York, v. 15, n. 3, p. 234-281, 1977.

SAATY, T. L. Absolute and relative measurement with the AHP: the most livable cities in the United States. **Socio-Economic Planning Sciences**, New York, v. 20, n. 6,p. 327-331, 1986.

SAATY, T.L.; OZDEMIR, M. S. Why the magic number seven plus or minus two. **Mathematical and Computer Modelling**, Oxford, v. 38, n. 3-4, p. 233-244, 2003.

SAATY, T. L.; VARGAS, L. G.; WHITAKER, R. Addressing with brevity criticism of the analytic hierarchy process. **International Journal of the Analytic Hierarchy Process**,Pittsburgh, v. 1, n. 1,p. 121-134, 2009.

SAATY, T. L. **Mathematical principles of decision making**. Pittsburgh: RWS, 2013.

SAATY, T. L.; ERGU, D. When is a decision-making method trustworthy? Criteria for evaluating multi-criteria decision-making methods. **International Journal of Information Technology and Decision Making**, Riveredge, v. 14, n. 06, p. 1171-1187, 2015.

SCOPUS.Elsevier. **Base de dados**. Disponível em: <<https://www.scopus.com>>. Acesso em: 05 mar. 2018.

SHAFIEE, M.; CHUKOVA, S. Maintenance models in warranty: A literature review. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 229, n. 3, p. 561-572, 2013.

STEFANOVIC, M. et al. An assessment of maintenance performance indicators using the fuzzy sets approach and genetic algorithms. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture**, Birmingham, p. 1-13, 2015.

STENSTRÖM, C. et al. Performance indicators and terminology for value driven maintenance. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, Bradford, v. 19, n. 3, p. 222-232, 2013.

TAVARES, A. D.; GOMES, C. F. S. ISO 55000: The evolution of asset management. **Business and Management Review**, Dübendorf, v. 4, p. 97-103, 2015.

THOMÉ, A. M. T.; SCAVARDA, L. F.; SCAVARDA, A. J. Conducting systematic literature review in operations management. **Production Planning and Control**, London, v. 27 n. 5, p. 408-420, 2016.

TOLOO, M.; ALLAHYAR, M.; H., J. A non-radial directional distance method on classifying inputs and outputs in DEA: application to banking industry. **Expert Systems with Applications**, New York, v. 92, p. 495-506, 2018.

TOLOO, M.; SALAH, M.A powerful discriminative approach for selecting the most efficient unit in DEA. **Computers and Industrial Engineering**, New York, v. 115, p. 269-277, 2018.

TRAMARICO, C. L. **Avaliação multicritério da educação na gestão da cadeia de suprimentos**. 2016. 112 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2016. Disponível em:<<http://hdl.handle.net/11449/144551>>. Acesso em: 19 out. 2017.

UPASANI, K. et al. Distributed maintenance planning in manufacturing industries. **Computers and Industrial Engineering**, New York, v. 108, p. 1-14, 2017.

VAIDYA, O. S.; KUMAR, S. Analytic hierarchy process: an overview of applications. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 169, p. 1-29, 2006.

VAN HORENBEEK, A.; PINTELON, L. Development of a maintenance performance measurement framework—using the analytic network process (ANP) for maintenance performance indicator selection. **Omega**, Oxford, v. 42, n. 1, p. 33-46, 2014.

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

ZANGHELINI, G. M. et al. A bibliometric overview of Brazilian LCA research. **The International Journal of Life Cycle Assessment**, Landsberg, v. 21, n. 12, p. 1759-1775, 2016.

ZAVADSKAS, E. K.; TURSKIS, Z.; KILDIENĖ, S. State of art surveys of overviews on MCDM/MADM methods. **Technological And Economic Development Of Economy**, Vilnius, v. 20, n. 1, p. 165-179, 2014.

WANG, H.A generalized MCDM–DEA (multi-criterion decision analysis–data envelopment analysis) approach to construct slacks-based composite indicator. **Energy**, Oxford, v. 80, p. 114-122, 2015.

WANG, J.; KOIZUMI, A.; TANAKA, H. Framework for maintenance management of shield tunnel using structural performance and life cycle cost as indicators. **Structure and Infrastructure Engineering**, Bethlehem, v. 13, n. 1, p. 44-54, 2017.

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

APÊNDICE A – PUBLICAÇÕES EM CONGRESSOS

OLIVEIRA, V. A. R.; SALOMON, V. A. P.; SOARES, L. S.; MONTICELI, F. M.; ATILIO, I. . ANÁLISE MULTICRITÉRIO COM DEA E AHP DA SELEÇÃO DE EQUIPAMENTOS DE AR-CONDICIONADO. In: Encontro Nacional de Engenharia de Produção (ENEGEP), 2016, João Pessoa. Anais eletrônicos da Associação Brasileira de Engenharia de Produção. Rio de Janeiro: ABEPRO, 2016. v. 1. p. 1-9.

OLIVEIRA, V. A. R.; SALOMON, V. A. P. MÉTODOS DE DECISÃO MULTICRITÉRIO APLICADOS A ANÁLISE DE INDICADORES DE DESEMPENHO - UM ESTUDO BIBLIOMÉTRICO. In: Encontro Nacional de Engenharia de Produção (ENEGEP), 2017, Joinville. Anais eletrônicos da Associação Brasileira de Engenharia de Produção. Rio de Janeiro: ABEPRO, 2017. p. 1-19.