

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ
ESCOLA POLITÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS**

CLEITON FERREIRA DOS SANTOS

**FRAMEWORK PARA INTEGRAÇÃO DE CONHECIMENTO QUALI-QUANTI
EM APOIO À TOMADA DE DECISÃO EM MANUTENÇÃO INDUSTRIAL
COM BASE EM MÉTODOS MULTICRITÉRIO E MINERAÇÃO DE PROCESSOS**

CURITIBA

2019

CLEITON FERREIRA DOS SANTOS

**FRAMEWORK PARA INTEGRAÇÃO DE CONHECIMENTO QUALI-QUANTI
EM APOIO À TOMADA DE DECISÃO EM MANUTENÇÃO INDUSTRIAL
COM BASE EM MÉTODOS MULTICRITÉRIO E MINERAÇÃO DE PROCESSOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas (PPGEPS) da Escola Politécnica da Pontifícia Universidade Católica do Paraná (PUC-PR), como requisito à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas.

Orientador: Dr. Eduardo de Freitas Rocha Loures

Co-orientador: Dr. Eduardo Alves Portela Santos

CURITIBA

2019

Dados da Catalogação na Publicação
Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Sistema Integrado de Bibliotecas – SIBI/PUCPR
Biblioteca Central
Luci Eduarda Wielganczuk – CRB 9/1118

Santos, Cleiton Ferreira dos
S237f Framework para integração de conhecimento quali-quantitativo em apoio à
2019 tomada de decisão em manutenção industrial com base em métodos
multicritério e mineração de processos / Cleiton Ferreira dos Santos;
orientador: Eduardo de Freitas Rocha Loures; co-orientador: Eduardo Alves
Portela Santos. – 2019.
178 f. : il. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná,
Curitiba, 2019
Bibliografia: f. 161-170

1. Engenharia de produção. 2. Engenharia de sistemas. 3. Manutenção
produtiva total. 4. Confiabilidade (Engenharia). 5. Tomada de decisão com
múltiplos critérios. I. Loures, Eduardo de Freitas Rocha. II. Santos, Eduardo
Alves Portela. III. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Programa de
Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas. IV. Título.

CDD 22. ed. – 670



PUCPR
GRUPO MARISTA

Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Escola Politécnica
Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas - PPGEPS

TERMO DE APROVAÇÃO

Cleiton Ferreira dos Santos

FRAMEWORK PARA INTEGRAÇÃO DE CONHECIMENTO QUALI-QUANTI PARA APOIO À TOMADA DE DECISÃO EM MANUTENÇÃO INDUSTRIAL COM BASE EM MÉTODOS MULTICRITÉRIO E MINERAÇÃO DE PROCESSOS

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Curso de Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, da Escola Politécnica da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

Presidente da Banca
Prof. Dr. Eduardo de Freitas Rocha Loures
(Orientador)

Prof. Dr. Eduardo Alves Portela Santos
(Coorientador / PPGEPS – PUCPR)

Prof. Dr. Fernando Deschamps
(Membro Interno / PPGEPS – PUCPR)

Prof. Dr. José Roberto Frega
(Membro Externo / PPGADM – UFPR)

Curitiba, 27 de setembro de 2019.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por iluminar os meus passos durante essa caminhada, além de me conceder saúde por batalhar e enfrentar meus desafios e, principalmente, por ter me dado o dom da vida.

Agradeço aos meus pais, Mário e Creuza, que sempre me apoiaram em todas as decisões da minha vida e pelos ensinamentos dados por eles. Obrigado pelo amor, compreensão e compartilhamento dos bons momentos em família.

Agradeço a minha companheira, Angélica Rotava (MSc. em Educação). Sou grato por todo o seu amor, incentivo, parceria, companheirismo e pelas frequentes mensagens positivas durante o desenvolvimento desse trabalho. Você tem uma enorme contribuição nessa dissertação. Obrigado por tudo!

Meu agradecimento especial ao Dr. Eduardo Loures, meu orientador, por ter acreditado em meu potencial e ter instigado e estimulado o desenvolvimento dessa pesquisa. Obrigado professor pela oportunidade, orientação, confiança e amizade.

Meu agradecimento também aos avaliadores da banca. Primeiramente, devo ser grato ao Dr. Eduardo Portela, meu coorientador, pela assessoria, parceria e confiança, assim como pelas constantes críticas construtivas e revisões desse trabalho. Ao Dr. Fernando Deschamps com seu olhar analítico e pontual, contribuindo de maneira singular com o projeto. Por fim, ao Dr. José Frega que cooperou com importantes *insights*, os quais me permitiram concluir a pesquisa.

Agradeço aos amigos e colegas de estudo e profissão, assim como os demais professores, pesquisadores e colaboradores do programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Obrigado pela amizade e companheirismo durante esse período.

Agradeço também o Ministério da Educação do Brasil, pois o presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

“I believe in the possible. (...)
We are very, very small,
but [TOGETHER]
we are profoundly
capable of very, very big things.”
Stephen Hawking (2004)

RESUMO

Nos atuais sistemas de produção, sob impacto da Indústria 4.0, existe uma busca incessante para que as decisões, no geral, sejam assertivas e adequadas ao ambiente de análise onde o volume e qualidade da informação torna-se cada vez maior e relevante. Para tanto, a conciliação (fusão) de conhecimento *quali-quantitativo*, isto é, informações qualitativas e quantitativas mostram-se uma alternativa robusta e confiável, pois as escolhas, de qualquer âmbito, devem considerar o conhecimento humano (experiência) assim como o conhecimento oriundo do processo (comportamento do sistema). Essas decisões impactam na seleção dos componentes ou máquinas para aplicação dos procedimentos relacionados com a Manutenção Centrada em Confiabilidade (MCC). Assim sendo, sob a luz da MCC, a qual consiste em um processo para determinar ações objetivando o manutenção da função do equipamento, a seleção e priorização dos componentes e máquinas são processos essenciais e que requerem atenção. Logo, o presente projeto tem por finalidade classificar e ordenar os itens do sistema por ordem de criticidade com o auxílio dos métodos multicritério para tomada de decisão (MCDM) e das técnicas de mineração de processos. Em relação à dimensão de decisão, o AHP (*Analytic Hierarchy Process*), ELECTRE (*Elimination and Choice Expressing Reality*) e PROMETHEE (*Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations*) são usados para realizar as escolhas e ponderá-las por meio de avaliações *quali-quantitativas*, visando a seleção dos indicadores, classificação e ordenação das máquinas, respectivamente. Por sua vez, as técnicas de mineração de processos são utilizadas para extrair conhecimento do *log* de eventos com foco na análise comportamental do processo e coleta das medidas para cálculo das métricas de desempenho. Dessa forma, apresenta-se um *framework* que ilustra os procedimentos a serem aplicados na integração destas ferramentas, os quais são testados e validados por meio da simulação e avaliação de um modelo discreto e controlado. Portanto, dois ciclos foram executados, sendo o primeiro objetivando a ordenação das máquinas, e o segundo com o intuito de verificar o impacto das análises quando novos indicadores são inseridos durante as avaliações. Os resultados obtidos mostram-se satisfatórios, pois conseguiu-se agrupar as máquinas e elencar as mesmas por ordem de criticidade (Etapa I), validar as alterações na ordenação quando outros indicadores são adicionados (Etapa II), assim como testar o modelo com pesos obtidos por um grupo de especialistas de uma empresa de papel e celulose. Em suma, observa-se que o *framework* e os procedimentos propostos são amparados por um ambiente dinamicamente configurável, ou seja, consegue-se adaptar o modelo a qualquer ambiente de análise, permitindo, assim, que as avaliações sejam robustas, eficazes e de simples implementação. Por fim, nota-se que a proposta e seus resultados estão alinhados com os conceitos “*smart*” preconizados pela indústria 4.0 à Manutenção Centrada em Confiabilidade (“*smart*”-MCC), revisitando a sua abordagem clássica aos novos requisitos.

Palavras-chave: “*Smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade (“*smart*”-MCC). Avaliação *quali-quantitativa*. Mineração de processos. Métodos multicritério para tomada de decisão (MCDM).

ABSTRACT

In the current production systems, under Industry 4.0 impact, there is an incessant search for decisions to be assertive and appropriate to the analysis environment where the volume and quality of information becomes ever larger and more relevant. For this, the reconciliation (fusion) of *quali-quant* knowledge, that is, qualitative and quantitative information is a robust and reliable alternative, since that the choices, from any scope, must consider human knowledge (experience) as well as knowledge arising from the process (system behavior). These decisions impact on the selection of components or machines for the application of procedures related to Reliability-Centered Maintenance (RCM). Thus, in the light of the RCM, which consists of a process to determine actions aiming at the maintainability of the equipment's function, the selection and prioritization of components and machines are essential processes that require attention. Therefore, the purpose of this project is to classify and order the system items in order of criticality with the help of multi-criteria decision-making (MCDM) methods and process mining techniques. Regarding the decision dimensions, the AHP (Analytic Hierarchy Process), ELECTRE (Elimination and Choice Expressing Reality) and PROMETHEE (Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations) methodologies are used to make the choices and ponder them through *quali-quant* evaluations, aiming to select the indicators, classify and sort the machines, respectively. In turn, process mining techniques are used to extract knowledge from the event log with a focus on the behavioral analysis of the process and collection of measurements for the calculation of performance metrics. In this way, a framework is presented that shows the procedures to be applied in the integration of these tools, which are tested and validated through the simulation and evaluation of a discrete and controlled model. Therefore, two execution cycles were performed, the first one aiming the sorting of the machines, and the second in order to verify the impact of the analysis when new indicators are added during the evaluations. The results obtained are satisfactory, since it was possible to group the machines and list them in order of criticality (Step I), validate the changes in the order when other indicators are added (Step II), as well as test the model with weights obtained by a group of experts from a pulp and paper company. In short, it can be observed that the proposed framework and procedures are supported by a dynamically configurable environment, that is, it is possible to adapt the model to any analysis environment, allowing the evaluations to be robust, effective and simple to implement. Finally, it is noted that the proposal and its results are in line with the concepts advocated by Industry 4.0 to the Reliability-Centered Maintenance ("smart"-RCM), revisiting its classical approach to the new requirements.

Keywords: "Smart"-Reliability-Centered Maintenance ("smart"-RCM). Analysis *quali-quant*. Process mining. Multi-criteria decision-making methods (MCDM).

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Áreas de estudo envolvidas neste projeto de pesquisa.	18
Figura 2 – Ambiente conceitual de análise.....	21
Figura 3 – Transição: da Indústria 3.0 para a Indústria 4.0.	23
Figura 4 – Organização do documento.	26
Figura 5 – Estratégia de pesquisa de acordo com a metodologia DSR.	27
Figura 6 – Classificação da manutenção.	31
Figura 7 – Estratégias de manutenção.....	32
Figura 8 – Gerações da manutenção.	33
Figura 9 – Nível de análise da MCC.....	38
Figura 10 – Categorias dos indicadores.	41
Figura 11 – Relação do nível hierárquico com os grupos de indicadores.	43
Figura 12 – Processo de tomada de decisão multicritério.	48
Figura 13 – Modelo hierárquico e genérico do AHP.....	53
Figura 14 – Fluxos de ordenação: positivo (esquerda) e negativo (direita).....	58
Figura 15 – <i>Framework</i> da mineração de processos.	63
Figura 16 – Monitoramento baseado no diagnóstico dos dispositivos de campo.....	70
Figura 17 – Relação dos níveis de análise com as fases da MCC.....	72
Figura 18 – Conciliação de conhecimento <i>quali-quantitativa</i>	74
Figura 19 – IDEF0: Fluxograma das atividades desenvolvidas durante o projeto.....	74
Figura 20 – Etapas de implantação da “ <i>smart</i> ”-MCC.	75
Figura 21 – <i>Framework</i> para abordagem <i>quali-quantitativa</i>	76
Figura 22 – Sequência de métodos MCDM aplicados.	77
Figura 23 – Procedimentos para simulação e análise do processo.	79
Figura 24 – Estrutura hierárquica para seleção dos indicadores: método AHP.	82
Figura 25 – Modelo controlado para simulação de um processo produtivo.	85
Figura 26 – Execução paralela das ordens de produção.	86
Figura 27 – Nível selecionado para executar as análises.	92
Figura 28 – Ciclo de execução (Etapa I e Etapa II).	93
Figura 29 – Estrutura hierárquica para seleção dos indicadores: método AHP.	95
Figura 30 – Análise par a par: método AHP (<i>software</i> Super Decisions).	95
Figura 31 – Conversão das 200 instâncias “. <i>cpnxml</i> ” em um arquivo “. <i>mxml</i> ”.	99
Figura 32 – Resultado obtido com o <i>plug-in Genetic Algorithm</i> (<i>software</i> ProM). ...	100

Figura 33 – Resultado obtido com o <i>plug-in Fuzzy Miner</i>	105
Figura 34 – Resultado obtido com o <i>plug-in Frequency Abstraction Miner</i>	105
Figura 35 – Resultado obtido com o <i>plug-in Dotted Chart Analysis</i>	106
Figura 36 – Resultado da mineração de processos (<i>software Disco</i>).	107
Figura 37 – Classificação das máquinas: indicadores ($g(i)$) e suas medidas.	109
Figura 38 – Exemplo de classificação para um indicador minimalista.....	109
Figura 39 – Exemplo de classificação para um indicador maximalista.....	110
Figura 40 – Classificação das máquinas: limiares das classes.....	111
Figura 41 – Classificação das máquinas: pesos dos critérios (indicadores).	112
Figura 42 – Classificação das máquinas: resultados (método ELECTRE TRI).	112
Figura 43 – Matriz de avaliação: <i>software Visual Promethee</i>	115
Figura 44 – Ordenação em tabela: resultados (método PROMETHEE).	116
Figura 45 – Resultado dos valores de “ <i>Phi</i> ” e indicadores por máquina (Etapa I)...	117
Figura 46 – Resultado da classificação (método ELECTRE TRI): Etapa II.	123
Figura 47 – Ordenação em tabela: resultados (método PROMETHEE): Etapa II. ...	125
Figura 48 – Resultado dos valores de “ <i>Phi</i> ” e indicadores por máquina (Etapa II)..	126
Figura 49 – Distribuição e composição dos pesos dos indicadores.	132
Figura 50 – Resultado da classificação.....	135
Figura 51 – Ordenação em tabela: resultados (método PROMETHEE).	136
Figura 52 – Ordem de aplicação dos métodos MCDM.....	138
Figura 53 – Qualidade da decisão, informação e dos critérios.....	139
Figura 54 – Variação do <i>ranking</i> com a adição de métricas (peso decrescente). ...	146
Figura 55 – Número de variações por máquina (peso decrescente).....	146
Figura 56 – Distribuição dos dados em quartis.	147
Figura 57 – Variação do <i>ranking</i> com a adição de métricas (peso crescente).	148
Figura 58 – Variação do <i>ranking</i> com a adição de métricas (peso decrescente). ...	149
Figura 59 – Número de variações por máquina.	150
Figura 60 – Variação do ranking com a adição de métricas (peso crescente).	152
Figura 61 – Número de variações por máquina (peso crescente).....	152

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Desenvolvimento da Manutenção Centrada em Confiabilidade.	36
Quadro 2 – Exemplo para os níveis de análise da MCC.....	39
Quadro 3 – Matriz de decisão em métodos multicritério.	50
Quadro 4 – Escala fundamental do método AHP: escala Saaty.	54
Quadro 5 – Diferenças entre os métodos de decisão multicritério.	59
Quadro 6 – Exemplo de um <i>log</i> de eventos.	62
Quadro 7 – Estrutura do <i>log</i> de eventos obtido do processo simulado.	62
Quadro 8 – Tipos da mineração de processo: entradas e saídas.	65
Quadro 9 – Lista de indicadores da “ <i>smart</i> ”-MCC.	81
Quadro 10 – Matriz decisional para seleção dos indicadores.	83
Quadro 11 – Atividades armazenadas no <i>log</i> de eventos.	86
Quadro 12 – Função em Excel utilizada para gerar avaliações qualitativas.	87
Quadro 13 – Exemplo de classificação com apenas o indicador “g3”.	111
Quadro 14 – Ordem de priorização das máquinas: Etapa I <i>versus</i> Etapa II.....	127
Quadro 15 – Propriedades desejadas para os critérios.	139
Quadro 16 – Propriedades da qualidade da informação.	141

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Seleção dos indicadores: resultados (método AHP).	96
Tabela 2 – Indicadores selecionados e normalizados.	98
Tabela 3 – Resultado consolidado do <i>plug-in Genetic Algorithm</i>	100
Tabela 4 – Performance das máquinas 1 à 5 (<i>plug-in Basic Log Statistics</i>).	101
Tabela 5 – Performance das máquinas 6 à 10 (<i>plug-in Basic Log Statistics</i>).	102
Tabela 6 – Desempenho das máquinas do sistema: Etapa I.	103
Tabela 7 – Exemplo para cálculo dos limiares das classes (c^1/c_2 e c^2/c_3).	110
Tabela 8 – Matriz de avaliação (priorização final) com o método PROMETHEE. ...	114
Tabela 9 – Pesos dos critérios selecionados (com os indicadores adicionais).	120
Tabela 10 – Desempenho das máquinas do sistema: Etapa II.	121
Tabela 11 – Matriz de avaliação com o método PROMETHEE: Etapa II.	124
Tabela 12 – Desempenho das máquinas após inserção dos novos indicadores. ...	128
Tabela 13 – Distribuição dos pesos dos indicadores por avaliador.	130
Tabela 14 – Distribuição dos pesos dos indicadores.	131
Tabela 15 – Indicadores selecionados para uso no software IRIS 2.0.	133
Tabela 16 – Desempenho das máquinas do sistema.	133
Tabela 17 – Ranking das máquinas e coeficiente de concordância.	145
Tabela 18 – Ranking das máquinas e coeficiente de concordância.	151

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ABPMP	<i>Association of Business Process Management Professionals</i>
AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i>
BSI	<i>British Standards Institution</i>
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CNPq	Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico
CPN	<i>Coloured Petri Nets</i>
DEMATEL	<i>Decision Making Trial and Evaluation Laboratory</i>
DSR	<i>Design Science Research</i>
ELECTRE	<i>Elimination and Choice Expressing Reality</i>
FMECA	<i>Failure Mode, Effects and Criticality Analysis</i>
i4.0	Indústria 4.0
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i>
KPI	<i>Key Performance Indicator</i>
MAUT	<i>Multiattribute Utility Theory</i>
MCC	Manutenção Centrada na Confiabilidade
MCDM	<i>Multi-Criteria Decision-Making</i>
MPI	<i>Maintenance Performance Indicator</i>
NBR	Norma Brasileira
OEE	<i>Overall Equipment Effectiveness</i>
PPGEPS	Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas
PROMETHEE	<i>Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations</i>
PUC-PR	Pontifícia Universidade Católica do Paraná
RCM	<i>Reliability-Centered Maintenance</i>
RdP	Rede de Petri
RSL	Revisão Sistemática da Literatura
SWOT	<i>Strengths, Weaknesses, Opportunities and Threats</i>

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	iv
RESUMO.....	vi
ABSTRACT	vii
LISTA DE FIGURAS	viii
LISTA DE QUADROS	x
LISTA DE TABELAS	xi
LISTA DE SIGLAS	xii
1. INTRODUÇÃO.....	15
1.1. PROBLEMA.....	19
1.2. OBJETIVO.....	21
1.2.1. Objetivos Específicos	22
1.3. JUSTIFICATIVA.....	23
1.4. METODOLOGIA DE PESQUISA E ORGANIZAÇÃO	24
2. MANUTENÇÃO INDUSTRIAL	29
2.1. MANUTENÇÃO CENTRADA EM CONFIABILIDADE	32
2.1.1. Definição do Nível de Análise da MCC	38
2.1.2. Considerações Parciais	39
2.2. INDICADORES DE PERFORMANCE DA MANUTENÇÃO.....	41
2.2.1. Segmentação dos Indicadores: <i>Leading e Lagging</i>.....	43
2.2.2. Considerações Parciais	44
2.3. CONSIDERAÇÕES	45
3. MÉTODOS MULTICRITÉRIO DE APOIO À TOMADA DE DECISÃO	47
3.1. AHP	53
3.2. ELECTRE	55
3.3. PROMETHEE	57
3.4. CONSIDERAÇÕES	58
4. MINERAÇÃO DE PROCESSOS	60
4.1. PROM.....	66
4.2. DISCO	67
4.3. CONSIDERAÇÕES	68
5. METODOLOGIA DE UMA ABORDAGEM QUALI-QUANTI DINÂMICA	70
5.1. <i>FRAMEWORK</i> PARA AVALIAÇÃO QUALI-QUANTI “SMART”.....	75

5.2. SELEÇÃO DOS INDICADORES	80
5.3. MODELAGEM E SIMULAÇÃO (A-PRIORI).....	84
5.4. EXTRAÇÃO DE CONHECIMENTO (A-POSTERIORI).....	88
5.5. AVALIAÇÕES QUALI-QUANTI	90
6. CASO DE APLICAÇÃO	92
6.1. MODELO CONTROLADO (SIMULAÇÃO) – ETAPA I.....	94
6.1.1. Seleção dos Indicadores (Método AHP).....	94
6.1.2. Extração de Conhecimento (Mineração de Processos).....	98
6.1.3. Classificação das Máquinas (Método ELECTRE TRI)	108
6.1.4. Ordenação e Priorização (Método PROMETHEE).....	114
6.1.5. Considerações	118
6.2. MODELO CONTROLADO (SIMULAÇÃO) – ETAPA II.....	119
6.2.1. Seleção dos Indicadores	120
6.2.2. Extração de Conhecimento (Mineração de Processos).....	121
6.2.3. Classificação das Máquinas (Método ELECTRE TRI)	122
6.2.4. Ordenação e Priorização (Método PROMETHEE).....	124
6.2.5. Considerações	127
6.3. MODELO COM PONDERAÇÃO REAL DOS INDICADORES	129
6.3.1. Seleção dos Indicadores	130
6.3.2. Extração de Conhecimento (Mineração de Processos).....	132
6.3.3. Classificação das Máquinas (Método ELECTRE TRI)	134
6.3.4. Ordenação e Priorização (Método PROMETHEE).....	135
6.3.5. Considerações	136
6.4. QUALIDADE DA DECISÃO, INFORMAÇÃO E DOS CRITÉRIOS	138
6.4.1. Modelo Controlado: Concordância e Variação de Posição.....	144
6.4.2. Modelo com Pesos Reais: Concordância e Variação de Posição.....	149
6.4.3. Considerações	153
7. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	154
8. CONCLUSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS	156
8.1. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	160
REFERÊNCIAS.....	161
ANEXO A – TABELAS DE DADOS	171
ANEXO B – ARTIGOS (ABSTRACTS)	175

1. INTRODUÇÃO

Com o avanço tecnológico e a globalização das empresas, está cada vez mais comum as companhias competirem entre si buscando o melhor custo-benefício para a produção de bens ou prestação de serviços. Nesse cenário, a tecnologia de informação tem mudado a maneira pela qual as companhias operam, afetando, assim, todo o processo de desenvolvimento do produto. Adicionalmente, a criação de vantagens competitivas sustentáveis está fazendo com que as empresas expandam sua visão estratégica e olhem para novas fontes de diferenciação, como, por exemplo, os serviços de manutenção em equipamentos (CHEN *et al.*, 2018). Nesse contexto, muitas companhias já consideram o gerenciamento da manutenção como parte essencial e vital das atividades de produção, pois uma boa gestão da manutenção pode refletir em diversos setores e impulsionar as empresas a obter uma vantagem competitiva em relação aos seus concorrentes (REIS *et al.*, 2009).

Um dos pontos que deve ser considerado para essa diferenciação diz respeito às escolhas da estratégia de manutenção, pois não é interessante realizar manutenções desnecessárias, assim como também não é atrativo deixar de realizar a manutenção – com exceção de alguns sistemas que, propositalmente, permitem a manutenção corretiva após a falha (do inglês, “*run to failure maintenance*”). Portanto, a seleção apropriada da estratégia de manutenção para cada equipamento ou sistema é uma tarefa complexa e subjetiva, pois existem dificuldades em relação a coleta de dados, a diversidade de componentes e suas funções, e ao grande número de critérios que precisam ser levados em consideração na análise (SHAFIEE, 2015). Em complemento, Bevilacqua e Braglia (2000) comentam que a análise e justificação da seleção da estratégia de manutenção é uma tarefa crítica e complexa devido ao grande número de atributos a serem considerados, muitos dos quais são intangíveis. Uma seleção inadequada de estratégia pode afetar negativamente o orçamento de manutenção e, assim, reduzir a produtividade e a lucratividade da companhia (SHAFIEE e KOLIOS, 2014). Nesse contexto, a Manutenção Centrada em Confiabilidade suportada por métodos multicritério para apoio à tomada de decisão (do inglês, “*Multi-Criteria Decision-Making*” (MCDM)) são ferramentas úteis e efetivas para a escolha da estratégia/tarefa mais adequada considerando o domínio de análise, visto que estas metodologias visam a otimização dos recursos e a confiabilidade dos componentes e máquinas.

Unidades fabris onde máquinas estão interconectadas e operam continuamente, os mantenedores sofrem constante pressão para manter o equipamento operando, pois, uma possível quebra ou falha pode afetar toda a cadeia produtiva (COOKE, 2003). Assim, o fator confiabilidade (do sistema, equipamentos e componentes) é crítico e essencial ao processo de produção, sendo que os procedimentos da Manutenção Centrada em Confiabilidade ganham destaque, pois visam a maximização da eficiência operacional do sistema por meio de técnicas que garantem a continuidade e o manutenção da função do equipamento. Dessa maneira, ter uma visão global do processo com análises e indicadores qualitativos e quantitativos são importantes para que os operadores possam tomar uma decisão mais assertiva e ideal para o processo. Segundo Minichiello *et al.* (1990), a definição de qualitativo e quantitativo pode ser compreendida como:

- Dados qualitativos: preocupam-se com a compreensão do comportamento humano a partir de uma perspectiva de informação, portanto, prevê uma realidade dinâmica e “negociável”; os dados são coletados por meio de observações e entrevistas, e são relatados na mesma língua do usuário;
- Dados quantitativos: preocupam-se com a descoberta de fatos, portanto, assumem uma realidade “fixa” e mensurável; os dados são capturados pelas variáveis medidas e são relatados por meio de análises estatísticas.

No geral, as decisões da Manutenção são do tipo multicritério, ou seja, mais de uma opção (alternativa) será analisada à luz de diferentes critérios que, na maioria das vezes, são conflitantes entre si. Do ponto de vista operacional, a tomada de decisão deve ser executada por pessoas, ainda que métodos automatizados possam contribuir para a escolha, estes nunca devem ser autorizados a substituir a decisão humana (WANG e ARCHER, 1994), visto que ações inapropriadas ou mal interpretadas podem aumentar rapidamente a dimensão e proporção do problema (KONDO *et al.*, 2012). Tal fato é maximizado em processos críticos, uma vez que respostas rápidas e efetivas dos tomadores de decisão devem ser realizadas sob pressão e incertezas (PENG *et al.*, 2011). Dessa maneira, a tomada de decisão em processos de emergência é uma tarefa desafiadora e de tempo crítico, pois existem riscos envolvidos no processo – pessoal, ambiental, operacional, entre outros (SANTOS *et al.*, 2018). Portanto, se faz necessário fornecer informação e

conhecimento relevante ao operador sobre o processo, dando-lhe suporte para inferências relacionadas ao funcionamento e desempenho do sistema.

Estudos apontam que a mineração de processos é uma fonte promissora para extração de conhecimento da planta, pois, a partir de *logs* de eventos disponíveis no sistema de informação, pode-se utilizar técnicas (algoritmos) para descobrir, monitorar e melhorar o processo real (AALST, 2012a). Essas avaliações são realizadas em processos que foram executados e que tiveram suas informações armazenadas em registros de eventos, isto é, realiza-se uma análise do passado. Deste modo, no geral, as informações que são extraídas dos *logs* de eventos são quantitativas, ou seja, medições para formação dos indicadores. De qualquer maneira, o resultado da mineração é uma melhor compreensão do processo com modelos mais precisos e que refletem a realidade. Nesse sentido, estes podem ser usados com segurança para a tomada de decisão, sendo uma ferramenta poderosa para uma análise “*as-is*” do processo, pois apresenta uma imagem precisa da situação atual, objetivando às conclusões apropriadas (AALST, 2008; GÜNTHER, 2009).

Em contrapartida, o sistema produtivo é muito complexo para analisar apenas os dados quantitativos oriundos do chão de fábrica, ou seja, a avaliação do operador (informação qualitativa) é tão importante quanto estes indicadores quantificáveis (SANTOS *et al.*, 2018). Logo, é essencial a conciliação *quali-quant*i para uma tomada de decisão mais assertiva, representando a realidade do operador e considerando dimensões gerenciais que norteiam a decisão de manutenção sobre o ativo. Nesse contexto, alguns métodos multicritério permitem essa agregação, entre eles estão o ELECTRE (*Elimination and Choice Expressing Reality*) e o PROMETHEE (*Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations*), os quais são utilizados em problemas de classificação e ordenação (priorização) de alternativas.

Logo, observa-se que diversas áreas de estudo estão relacionadas neste projeto de pesquisa. De maneira genérica, as mesmas podem ser visualizadas na Figura 1, onde a integração de todos esses campos visa trazer contribuições para a Manutenção Centrada em Confiabilidade inteligente (ou “*smart*”-MCC), isto é, uma abordagem contemporânea dos tradicionais métodos voltados à confiabilidade do sistema, porém com a capacidade de executar uma análise dinâmica, customizável e em “tempo real”, conforme sugere Bokrantz *et al.* (2017).

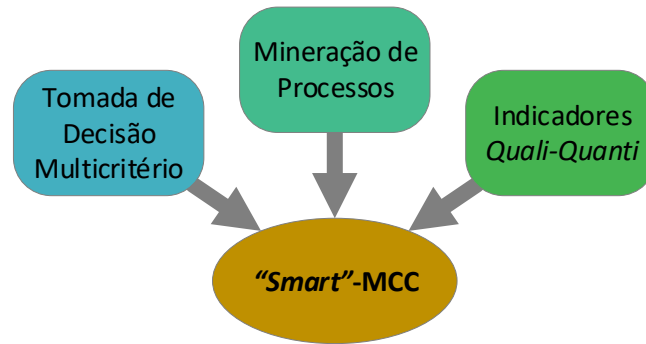


Figura 1 – Áreas de estudo envolvidas neste projeto de pesquisa.

Fonte: o autor.

Assim sendo, o presente projeto tem por objetivo utilizar os métodos multicritério de apoio à tomada de decisão multicritério para escolhas apropriadas de alternativas considerando indicadores *quali-quantitativos* de processos industriais, a fim de ordenar e classificar as máquinas com maior criticidade no sistema sob a ótica de diretrizes e conceitos voltados para a Manutenção Centrada em Confiabilidade. No cenário atual de manutenção, existem elementos que emergem como a necessidade de decisão em diferentes perspectivas (multicritério) com informações e análises para tratativas mais responsivas e assertivas em um curto intervalo de tempo (SELVIK e AVEN, 2011; BOKRANTZ *et al.*, 2017; LIAO *et al.*, 2017). Dessa forma, observa-se que a Manutenção permite que novos conceitos sejam agregados aos métodos clássicos, isto é, essa área de estudo tem sido revisada constantemente por requisitos da transformação digital (Indústria 4.0) visando a otimização dos recursos e atividades.

Na prática, primeiramente, um conjunto de indicadores é apresentado aos usuários e analistas com o intuito de seleção e ponderação (valor de preferência) dos mesmos – ação realizada com o auxílio do método multicritério AHP (*Analytic Hierarchy Process*). Na sequência, utiliza-se das técnicas de mineração de processos para descobrir e extrair informações/conhecimento (medidas quantitativas) do processo sob análise, dados estes que serão usados para cálculo das métricas de desempenho. Logo, com base na seleção, ponderação e medidas dos indicadores, avaliações *quali-quantitativas* são realizadas para a classificação das alternativas, isto é, agrupamento das máquinas por ordem de criticidade em grupos previamente especificados – essa tarefa é suportada pelo método multicritério ELECTRE TRI. Por fim, uma dessas classes é escolhida para a ordenação final, ou seja, ranqueamento

dos equipamentos críticos, dessa forma, o método PROMETHEE é usado para executar essa avaliação e apresentar a lista ordenada das máquinas que necessitam de tarefas de manutenção. Adicionalmente, outras análises são realizadas como, por exemplo, a verificação da dinamicidade e customização dos procedimentos propostos por meio na inserção e/ou exclusão dos critérios avaliativos.

1.1. PROBLEMA

O avanço informacional nas empresas e, em particular, nos setores que até então eram considerados tradicionais, apresentando baixa tecnologia envolvida e pouca informação, tem feito com que os operadores mudem e se desenvolvam para acompanhar essa transição. A carga informacional sob o operador tem crescido de maneira exponencial, pois é comum que os equipamentos da era digital registrem suas atividades e transições em *logs* de eventos – um dos preceitos da Indústria 4.0. Por outro lado, é notável que os operadores não utilizem a total capacidade destes equipamentos e seus respectivos sistemas de gestão e controle, principalmente em análises dinâmicas, e isso se deve por inabilidade e/ou falta de treinamento do operador ou incapacidade operacional/informacional.

Essas análises, em alguns casos, são do tipo qualitativas e quantitativas. A primeira, são observações do próprio operador sobre o processo, sendo o fator experiência um ponto chave na análise. A segunda, são métricas obtidas por meio de análises dos *logs*, ou seja, eventos passados. Observa-se, portanto, que a conciliação de conhecimento *quali-quant* é uma fonte promissora e rica de informação para melhoria do processo de produção.

No que diz respeito à Manutenção, esse setor tende a seguir normas e diretrizes (internas e externas) que direcionam a escolha de uma estratégia específica de manutenção para o processo como um todo. Todavia, nem sempre é necessário realizar esta manutenção em todo o processo, sendo muito comum uma análise caso a caso. No contexto da Manutenção Centrada em Confiabilidade, é essencial que as tarefas de manutenção sejam específicas para cada componente e máquina, visto que é desejável que o item desempenhe a função requisitada, mas, em alguns casos, existe claramente a dificuldade em saber priorizar os equipamentos e (re)avaliar a ordem de importância dos mesmos.

Nesse contexto, técnicas de análise dos modos de falha e criticidade (do inglês, “*Failure Mode, Effects and Criticality Analysis*” (FMECA)) são opções para melhoria desses procedimentos, pois retratam as principais máquinas do sistema, porém estas ainda são estáticas e pouco refletem a realidade do chão de fábrica, concentrando-se na visão da máquina e no estabelecimento de um plano de manutenção a médio prazo em ciclo de melhoria contínua. Desse modo, do ponto de vista do operador, é importante ter uma abordagem mais dinâmica, ou seja, classificar e priorizar os equipamentos mais críticos com base nas informações coletadas da planta em um processo realimentado em “tempo real”. Assim sendo, as máquinas podem ter suas ordens alteradas para realização da manutenção, fazendo com que esta atividade seja otimizada para cada caso. Sabe-se, no entanto, que os operadores terão de tomar decisões baseadas em critérios conflitantes entre si, por esse motivo o uso de métodos multicritério para apoio à tomada de decisão são essenciais para uma escolha mais assertiva.

A partir do discorrido, os métodos multicritério para tomada de decisão baseados em indicadores qualitativos e quantitativos são ferramentas benéficas, pois visam auxiliar o operador na otimização de suas tarefas e maximização da produtividade, objetivando a ordenação, classificação e priorização dos equipamentos para a ação da Manutenção.

Logo, a integração dos campos de estudo presente neste trabalho em um processo industrial é representado pela Figura 2. Como se pode observar, o ambiente contempla um sistema genérico (entrada, processos e saída), suas áreas de controle e o problema de decisão do setor de manutenção. Em específico, um recorte é dado a este setor, pois diversas são as dimensões da decisão presente nesta área, sendo estas do tipo multicritério, as quais são representadas por diferentes indicadores de performance. Adicionalmente à face multicritério, observa-se que as métricas se mesclam em relação à sua informação (quantitativa e/ou qualitativa), dificultando uma análise direta pelos tomadores de decisão. Nesse contexto, técnicas de mineração de processos e entrevistas são aplicadas/realizadas para extração das medidas dos indicadores, de tal forma que estes possam avaliar o sistema sob análise. Portanto, o modelo visa conciliar conhecimento qualitativo e quantitativo para resolver problemas oriundos do chão de fábrica, com o auxílio da tomada de decisão multicritério e técnicas de mineração de processos objetivando fornecer conhecimento relevante ao tomador de decisão para que as escolhas feitas tenham uma maior assertividade.

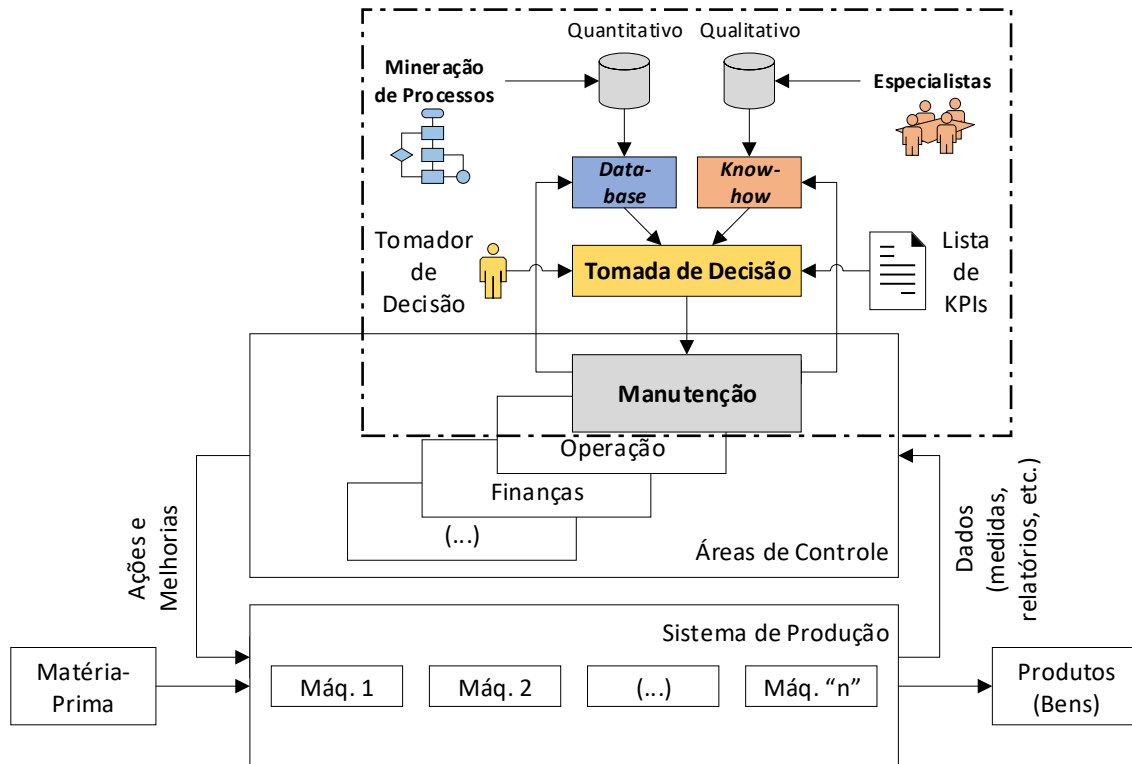


Figura 2 – Ambiente conceitual de análise.

Fonte: o autor.

1.2. OBJETIVO

Esta pesquisa visa trazer contribuições para o meio acadêmico e industrial por meio da integração de diversas disciplinas, algumas antigas e outras em crescente desenvolvimento, mas essenciais para a otimização das tarefas de seleção relacionadas ao processo da Manutenção Centrada em Confiabilidade. Para tanto, define-se as seguintes perguntas de pesquisa:

Q1) Como conciliar informações *quali-quant* com o objetivo de priorizar máquinas para execução das ações de manutenção em um ambiente industrial?

Q2) Qual abordagem permite a formalização de procedimentos que refletem a realidade do processo objetivando a Manutenção Centrada em Confiabilidade?

Logo, com essas questões de pesquisa em mente, o objetivo geral do presente trabalho consiste em:

- **Propor um *framework* e base metodológica para uma avaliação qualitativa-quantitativa, com apoio de métodos multicritério para tomada de decisão e técnicas de mineração de processos, para priorização de máquinas por ordem de criticidade objetivando as ações de manutenção, com foco na otimização e assertividade dos recursos envolvidos em um ambiente industrial.**

1.2.1. Objetivos Específicos

Os objetivos específicos desse projeto são listados a seguir:

- i. Revisão da literatura sobre manutenção industrial, métodos multicritério de apoio à tomada de decisão e mineração de processos aplicáveis em Manutenção;
- ii. Identificar os principais indicadores de performance *quali-quantitativa* voltados à Manutenção, sendo estes os critérios associados aos métodos MCDM para ordenação dos equipamentos com base em sua criticidade;
- iii. Integrar os métodos multicritério (*i.e.*, AHP-ELECTRE-PROMETHEE) para ponderação dos indicadores, classificação e priorização das máquinas, por meio da conciliação do conhecimento *quali-quantitativa*, com o objetivo de criar ações programadas de manutenção;
- iv. Modelar e simular um processo discreto para testes, aplicar os procedimentos propostos, comparar as execuções (Etapa I vs. Etapa II) e validar os resultados obtidos;
- v. Aplicar a metodologia AHP para ponderação dos indicadores à um grupo de especialistas de uma empresa do segmento de papel e celulose, analisar os resultados obtidos e usar esses dados para ordenação das atividades de manutenção em máquinas de um processo controlado;
- vi. Executar análises estatísticas, comparativas e de desempenho do modelo com a inserção gradual de indicadores (a partir de 01 até 25) e determinar o coeficiente de concordância de Kendall entre os juízes (métricas).

1.3. JUSTIFICATIVA

Com o desenvolvimento da tecnologia e a advento da Indústria 4.0 (i4.0), as empresas e a comunidade científica propõem uma transição da pirâmide de automação para o pilar da automação, conforme pode ser visualizado na Figura 3. Nessa transformação para a era digital, percebe-se que os dispositivos de campo (sensores, atuadores, motores, entre outros) terão seu número aumentado de maneira exponencial, assim como os dados gerados por estes equipamentos.

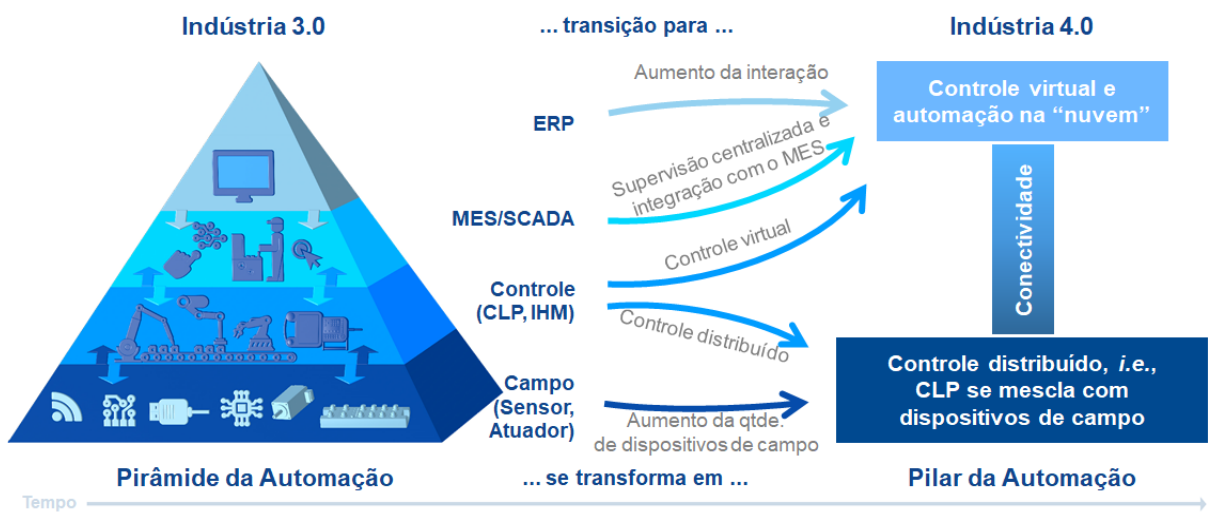


Figura 3 – Transição: da Indústria 3.0 para a Indústria 4.0.

Fonte: adaptado de Schoepf (2016).

Neste cenário, as empresas estão buscando a otimização de seus processos de produção para agregar um menor custo ao produto, acarretando, por consequência, em um maior lucro para a companhia. No entanto, para poder melhorar seus processos, muitas empresas estão recorrendo aos avanços tecnológicos dos sistemas de informação, normas e diretrizes internacionais, tendências globais na indústria, entre outros.

Desse modo, a integração dos campos de estudo propostos neste projeto de pesquisa sugere alternativas para melhorias no setor de Manutenção e, portanto, na empresa como um todo, através da redução de custos e tempo de parada, maximização da produção, e otimização dos processos e recursos. Todos esses avanços reforçam a importância deste setor no contexto industrial, o qual é considerado uma área chave para diferenciação e criação de vantagens competitivas no mundo globalizado.

Em suma, o projeto originou-se a partir de uma lacuna de avaliação encontrada na fase II da implantação da “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade (ou “*smart*”-MCC), pois, conforme sugerem Mendes e Ribeiro (2015), a integração de métodos quantitativos com as atividades da MCC é uma abordagem inovadora, visto que a versão clássica da MCC utiliza apenas métodos qualitativos. Assim, observou-se que para agregar novos padrões/procedimentos à esta metodologia clássica, a qual já é implementada desde o final da década de 1960, se faz necessário adicionar novas técnicas e incluir dados qualitativos e quantitativos para extração e avaliação do conhecimento. Essas ações visam um objetivo comum, o qual é priorizar as máquinas do sistema para que as tarefas de manutenção sejam eficientes, eficazes e direcionadas à confiabilidade, ou seja, fazer com que o equipamento execute a função requerida de maneira correta no maior período de tempo possível, de tal forma a otimizar os custos, atividades, recursos, produtividade, entre outros. Para tanto, requisitos da Indústria 4.0 orientam a obtenção de parâmetros e informações para a aplicação do método proposto, uma vez que os dados do chão de fábrica estarão disponíveis para a manutenção baseada na condição, reforçando a necessidade de políticas e procedimentos focados na confiabilidade da máquina e, por consequência, do sistema.

1.4. METODOLOGIA DE PESQUISA E ORGANIZAÇÃO

Formalmente, uma pesquisa pode ser definida como o procedimento racional e processual que visa fornecer respostas aos problemas que são apresentados (GIL, 2017), a qual pode ser classificada de diversas maneiras. Segundo a área de conhecimento apresentada pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), essa pesquisa encaixa-se no eixo III, ou seja, Engenharias. Em relação à finalidade, o presente trabalho pode ser considerado como uma pesquisa aplicada, ou seja, pesquisas voltadas à aquisição de conhecimentos com vistas à aplicação em uma situação específica (GIL, 2017). No que diz respeito aos propósitos, esta pesquisa é considerada do tipo descritiva, pois uma de suas finalidades é identificar padrões e relações entre diferentes campos de estudo. Por fim, em relação aos métodos empregados, a pesquisa é classificada como estudo de caso, visto que permite o delineamento mais apropriado para a investigação de um evento

contemporâneo dentro do real contexto, onde os limiares entre o fenômeno e o contexto não são claramente e formalmente definidos (GIL, 2017), portanto, consiste em um estudo do(s) tema(s) de forma intensa e completa.

O presente trabalho está estruturado e organizado conforme Figura 4. Como pode ser observado, o mesmo contém oito capítulos, os quais estão segmentados da seguinte maneira:

- Capítulo 1: dedicado à introdução, contextualização, objetivos e justificativa do projeto; nesta seção também é apresentada a metodologia de pesquisa;
- Capítulo 2: faz referência a revisão bibliográfica sobre a Manutenção Industrial, contemplando, no geral, os conceitos relacionados a este campo do estudo; adicionalmente, apresenta-se a definição da Manutenção Centrada em Confiabilidade e sua evolução histórica, assim como descreve-se também a importância dos indicadores de desempenho para monitoramento e controle do processo, sendo estes segmentados em *leading* e *lagging*;
- Capítulo 3: consiste na definição e conceituação dos métodos multicritério para apoio à tomada de decisão, integração *quali-quantitativa* nas análises, contextualização das matrizes decisórias para avaliação e apresentação de alguns métodos e/ou ferramentas de análise, entre eles o AHP, ELECTRE e PROMETHEE;
- Capítulo 4: refere-se aos conceitos básicos da mineração de processos (modelagem *a-posteriori*), sendo apresentados os *softwares* de apoio para utilização desses métodos, entre eles o ProM e o Disco;
- Capítulo 5: apresenta-se o *framework* proposto neste projeto, que consiste na avaliação dinâmica e multicritério de indicadores com o intuito de ordenar as máquinas do sistema por ordem de criticidade, de tal forma que as tarefas de manutenção sejam customizáveis e efetivas, ou seja, agir no equipamento de maneira assertiva e pontual (momento adequado); nesse contexto, os procedimentos/etapas são apresentados e os indicadores listados, os quais necessitam ser selecionados com o auxílio de métodos multicritério;
- Capítulo 6: faz referência aos casos de aplicação e validação da proposta apresentada; os *cases* de aplicação utilizados são um processo controlado (simulado) e um processo com pesos avaliativos reais; em suma, nesta seção

os procedimentos da pesquisa, as etapas de execução e os resultados são exibidos, assim como as análises estatísticas e de concordância;

- Capítulo 7: consiste na discussão dos resultados, assim como na compilação das considerações parciais apresentadas ao longo do texto; nesta seção são abordadas as principais descobertas com a aplicação do *framework*;
- Capítulo 8: por fim, este capítulo consiste nas considerações finais, como também na sugestão de trabalhos futuros, a qual consiste na perspectiva de desenvolvimento e implementação computacional desta abordagem.

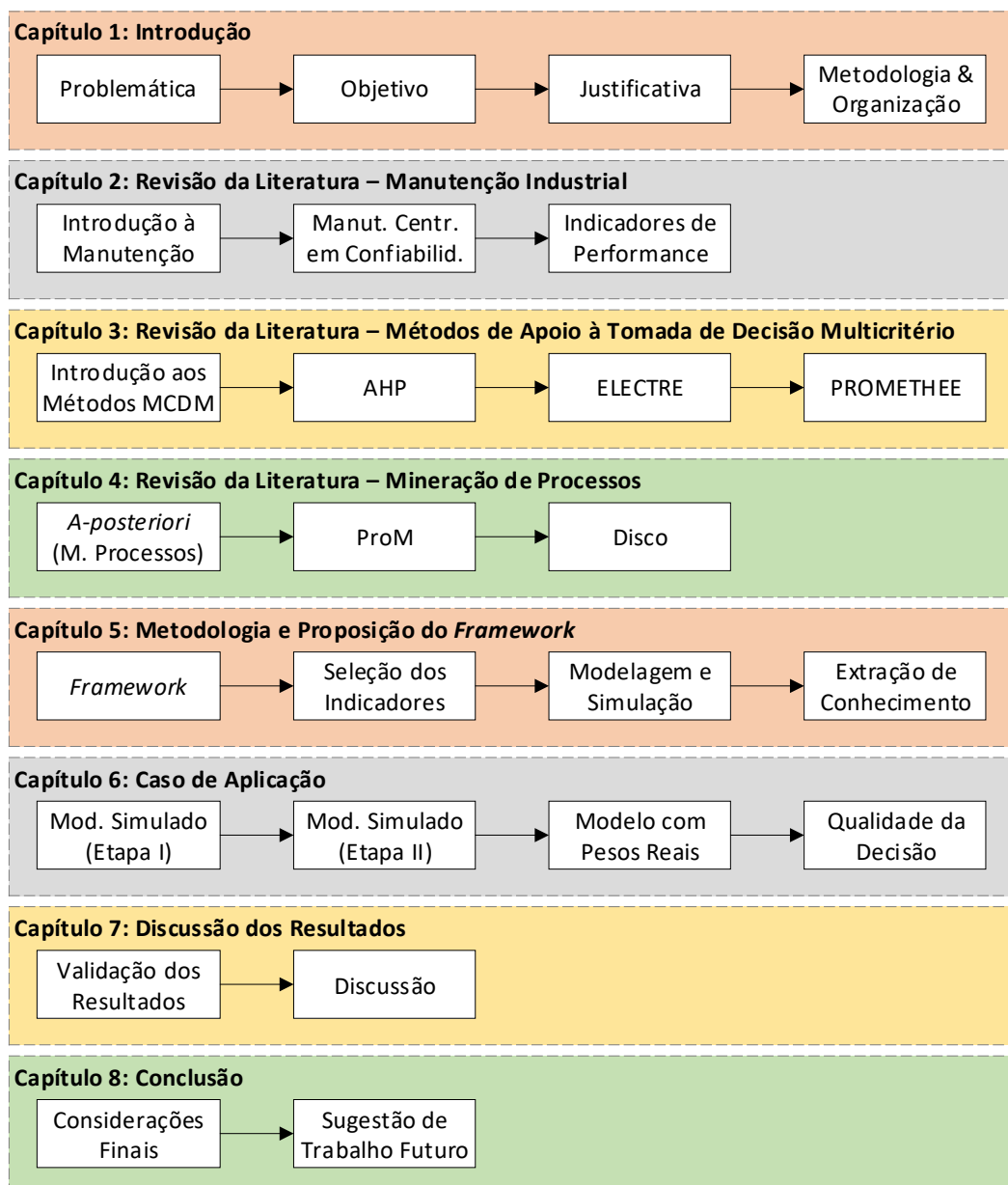


Figura 4 – Organização do documento.

Fonte: o autor.

A estratégia de pesquisa adotada no desenvolvimento deste projeto é resumizada na Figura 5. Além disso, na mesma, as etapas presentes na metodologia *Design Science Research* (DSR) são relacionadas com a macro divisão utilizada nesta pesquisa.

A metodologia DSR consiste em uma estratégia de pesquisa, voltada para o conhecimento instrumental que pode ser usada de forma a projetar e implementar ações, processos ou sistemas para alcançar os resultados desejados na prática, os quais são projetos genéricos inovadores, testados, compreensíveis e documentados, que lidam com problemas e/ou oportunidades de campo reais (AKEN *et al.*, 2016).

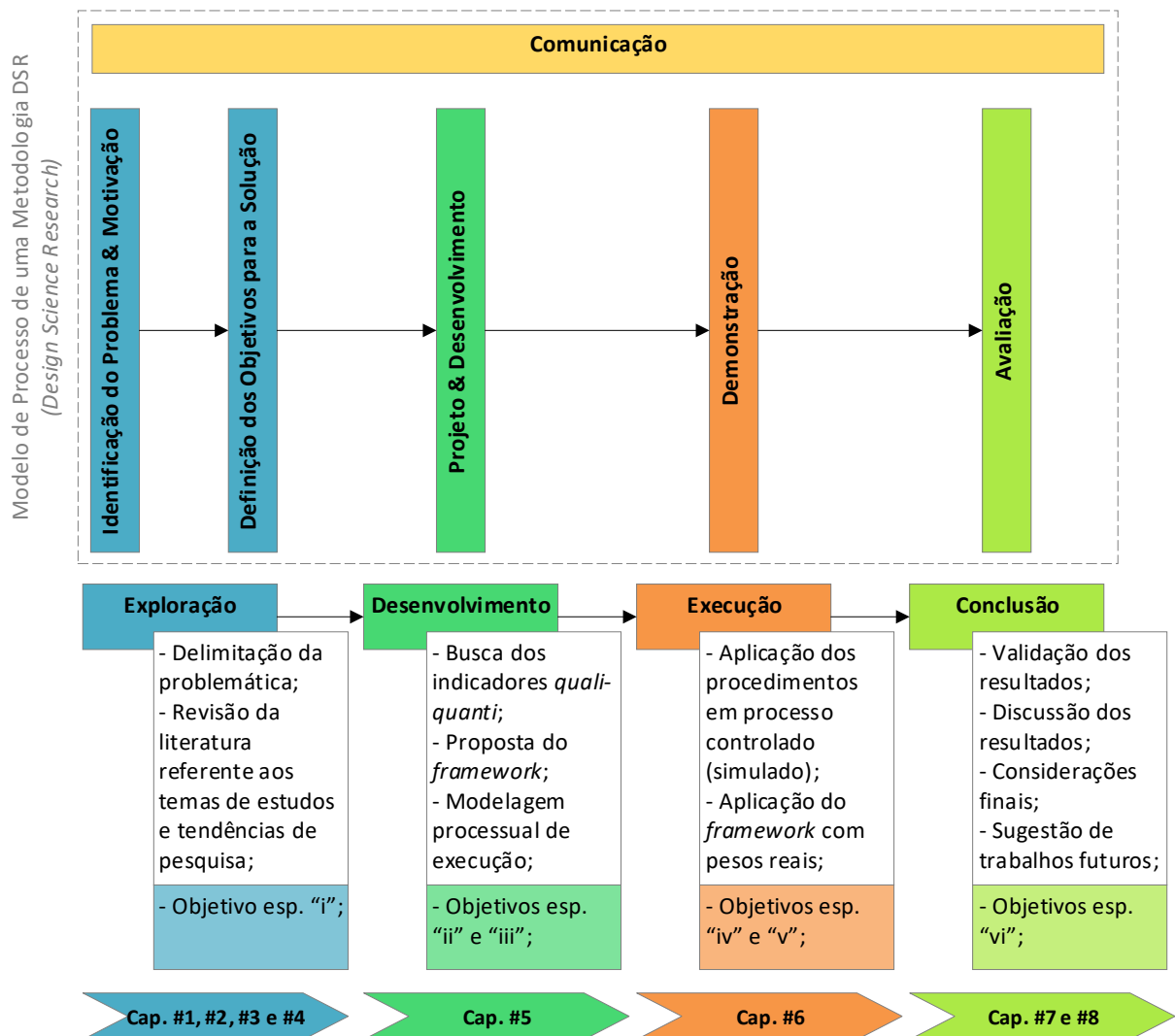


Figura 5 – Estratégia de pesquisa de acordo com a metodologia DSR.

Fonte: o autor.

No quadro tracejado da Figura 5 são apresentadas as atividades relacionadas à DSR, as quais são definidas por Peffers *et al.* (2007) como:

- Identificação do problema e motivação: consiste na definição do problema de pesquisa e justificativa do valor/benefícios da solução;
- Definição dos objetivos para a solução: inferência dos objetivos específicos de uma solução a partir da definição do problema e conhecimento do que é possível e viável de implementação;
- Projeto e desenvolvimento: atividade diretamente relacionada com a criação do artefato (modelos, métodos, instanciações, entre outros) e na determinação da funcionalidade desejada do objeto;
- Demonstração: consiste na execução do artefato visando a resolução de uma ou mais instâncias do problema por meio da experimentação, simulação, estudo de caso, provas ou outras formas de demonstração;
- Avaliação: atividade responsável por observar e medir os resultados da solução do problema; requer o conhecimento de métricas e técnicas de análises relevantes, sendo a comparação (entre modelos simulados e/ou modelos simulados vs. reais) uma das formas mais utilizadas de avaliação;
- Comunicação: consiste na documentação e apresentação do problema e sua importância para os campos de estudo, exibindo, principalmente, sua utilidade, novidade, rigor e eficácia à comunidade científica e industrial.

Essas atividades são, então, relacionadas com a estratégia de pesquisa e estrutura deste projeto (segmento inferior da Figura 5). Logo, observa-se que houve um período de *exploração* (delimitação do contexto de pesquisa, revisão literária dos temas, busca de indicadores utilizados na Manutenção Centrada em Confiabilidade, entre outras), *desenvolvimento* (integração e interconexão das áreas de estudo, tradução da proposta de pesquisa em um *framework* de atividades e procedimentos, modelagem das etapas e sequência de ações), *execução* (aplicação da proposta de pesquisa em processos industriais) e *conclusão* (discussão e validação dos resultados, considerações finais e sugestões de trabalhos futuros objetivando a melhoria e aplicação do *framework* apresentado).

2. MANUTENÇÃO INDUSTRIAL

A função Manutenção nas organizações tem ganhado espaço no âmbito estratégico das empresas, pois pode ser um ponto de diferenciação e vantagem competitiva perante outra companhia. Isso se deve porque as atividades da manutenção são parte do processo de produção e podem influenciar sua estratégia de negócio (CLEMENTE *et al.*, 2013). No contexto da manufatura moderna, a gestão da manutenção pode ser uma atividade de produção que agrega lucro em vez de, apenas, gerar custos inevitáveis (SHARMA *et al.*, 2011; VERDECHO *et al.*, 2012). Portanto, a manutenção pode ser considerada um processo caro em um sistema de produção, todavia é responsável por garantir a confiabilidade e a disponibilidade do equipamento (RUSCHEL *et al.*, 2018).

Os sistemas de produção industriais estão sujeitos à degradação em consequência do uso e vida útil dos equipamentos (BARAN, 2011), portanto, a gestão da manutenção exerce um importante papel na prevenção das deteriorações nos sistemas (WANG e HWANG, 2004). Essas degradações podem causar falhas inesperadas, as quais podem resultar em custos substanciais (reparo ou substituição), perdas significativas de produção (menor quantidade de produtos e/ou qualidade) e riscos de segurança (acidente humano e/ou danos ambientais) (SHAFIEE, 2015).

A manutenção é uma atividade na qual uma reparação é realizada com periodicidade, objetivando o prolongamento da vida útil da máquina (SHARMA *et al.*, 2011). Essa tarefa é executada para que os sistemas de manufatura operem de maneira mais eficiente, eficaz e econômica, sustentando sua sobrevivência a longo prazo (SHARMA *et al.*, 2011, e WANG e HWANG, 2004).

A literatura apresenta diversas definições de Manutenção, as quais, algumas delas, são apresentadas a seguir em sua língua nativa (inglês), com o intuito de manter a originalidade do significado.

“Maintenance is the combination of all technical and associated administrative actions intended to retain an item in, or restore it to, a state in which it can perform its required function” (BS-3811, 1984).

“Maintenance can be defined as those activities required to keep a facility in ‘as built’ condition and therefore continuing to have its original productive capacity” (MANN, 1984).

“Maintenance: ensuring that physical assets continue to do what their users want them to do” (MOUBRAY, 1997).

“Maintenance is a combination of all technical and management actions intended to retain an item in, or restore it to, a state in which it can perform as required” (IEC-50(191), 1990; IEC-60050-192, 2015).

Neste trabalho, o conceito de Manutenção pode ser compreendido por meio da definição apresentada pela Norma Brasileira (NBR), com aprovação da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT). A NBR-5462 (1994) utiliza uma normativa da *International Electrotechnical Commission* (IEC) denominada IEC-50(191), publicada em 1990, como referência. Todavia, essa comissão atualizou recentemente essa regulamentação, sendo a mesma substituída pela IEC-60050-192 (2015).

“Manutenção: 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” (NBR-5462, 1994).

Apesar de ser vista como uma prática para manter o equipamento em seu estado funcional, a manutenção acaba sendo compreendida como uma atividade que gera custos para as companhias. Logo, com o objetivo de evitar tais impactos negativos, é necessário selecionar uma estratégia de manutenção adequada para as instalações e os ativos (SHAFIEE, 2015). Com o avanço tecnológico e a capacidade de monitoramento dos ativos, os gestores têm que selecionar a melhor política de manutenção para cada componente ou equipamento a partir de um conjunto de alternativas (BEVILACQUA e BRAGLIA, 2000). Neste cenário, é essencial que a confiabilidade dos equipamentos seja considerada nas análises, sendo, em alguns casos, o principal ponto para otimização dos recursos. A escolha de uma estratégia de manutenção adequada não apenas atenua a probabilidade de falha do equipamento, mas também melhora a condição de trabalho dos ativos, resultando em menores custos com a manutenção e/ou maior qualidade de produção (SHAFIEE, 2015). Adicionalmente, essa seleção deve considerar indicadores qualitativos e quantitativos (MURTHY *et al.*, 2002; WANG e HWANG, 2004; PARIDA e CHATTOPADHYAY, 2007; GALAR *et al.*, 2011), ou seja, deve-se realizar uma abordagem *quali-quant* no processo analisado.

Siqueira (2005) classifica a Manutenção sobre os aspectos de programação e objetivo, conforme pode ser visualizado na Figura 6. No que diz respeito à programação, elas podem ser consideradas não-programadas (atividades executadas em função da necessidade) e programadas (tarefas obedecem à critérios de tempo e

condição, os quais foram previamente especificados). Quanto ao objetivo, a Manutenção pode ser segmentada em: corretiva ou reativa (corrigir as falhas que já ocorreram), preventiva (prevenir e evitar as consequências das falhas), preditiva (previsão ou antecipação da falha através das medidas de alguns indicadores), produtiva (garante a melhor utilização e maior produtividade dos equipamentos), proativa (melhoria contínua, ou seja, a experiência é usada para a otimização do processo e projeto de novos equipamentos) e detectiva (identificação de falhas que já ocorreram, mas que ainda não foram notadas).

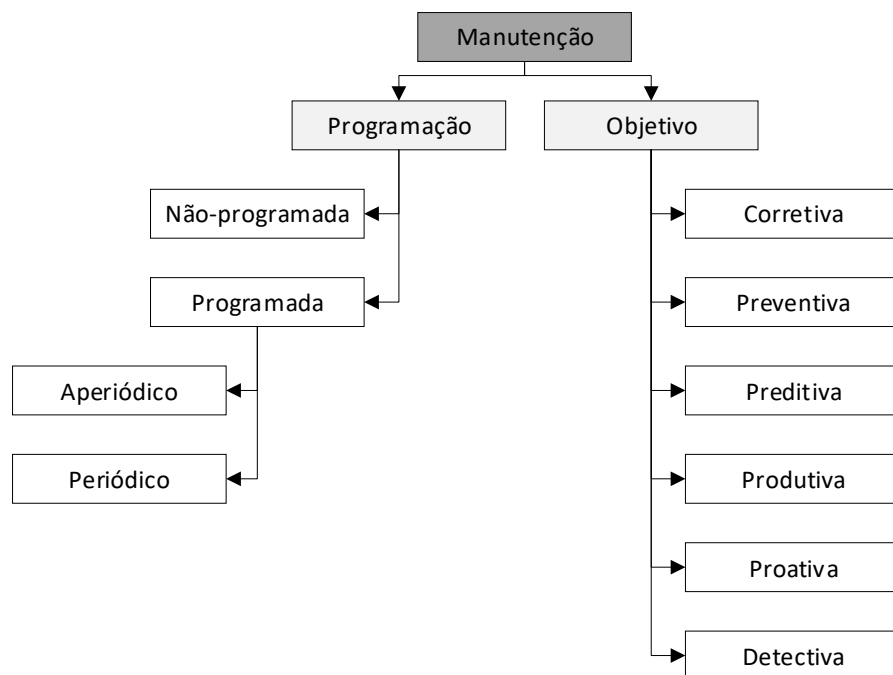


Figura 6 – Classificação da manutenção.

Fonte: adaptado de Siqueira (2005).

A *British Standards Institution* (BSI), uma organização inglesa reconhecida mundialmente por suas normativas e regulamentações, publicou um glossário denominado BS-3811 (*Maintenance Management Terms in Terotechnology*) no qual classifica a Manutenção em: planejada (manutenção organizada e executada com previsão, controle e uso adequado dos recursos disponíveis) e não-planejada (manutenção realizada sem um planejamento *a-priori*). Essa segmentação é ilustrada na Figura 7.

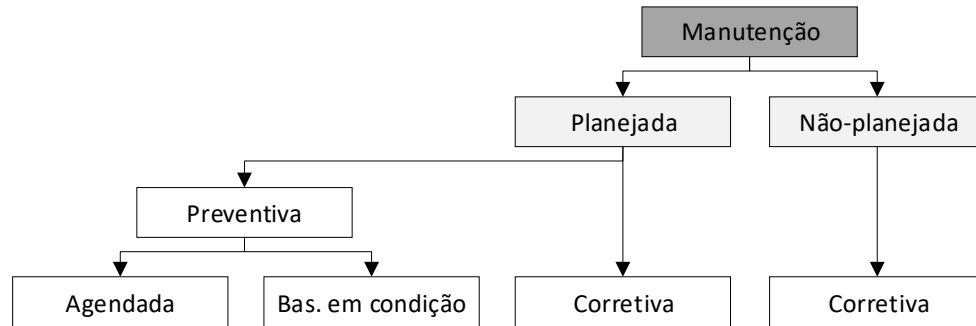


Figura 7 – Estratégias de manutenção.

Fonte: adaptado de BS-3811 (1984).

Apesar das diversas estratégias de manutenção apresentadas na academia e presente nas indústrias, existe um senso comum quanto ao objetivo da gestão da manutenção, os quais, segundo Wang e Hwang (2004), são:

- Garantir a função do sistema (disponibilidade, eficiência e qualidade do produto);
- Garantir a vida do sistema (gerenciamento de ativos);
- Garantir a segurança do ambiente;
- Garantir o bem-estar humano.

Ao considerar o ambiente da Indústria 4.0, algumas ferramentas e/ou dados auxiliam na realização de inferências sobre o processo, mas não orientam sobre o que fazer (decisão) (BOKRANTZ *et al.*, 2017). Sendo assim, é essencial eleger e aplicar a melhor política de manutenção, baseada na realidade observada do processo, de tal forma a atender os requisitos gerenciais e operacionais, assim como adequar-se aos sistemas de produção, aproximando-se do ponto ideal entre custo e disponibilidade (*i.e.*, habilidade de estar em um estado para executar como e quando necessário a atividade solicitada pelos clientes (BS-3811, 1984)).

2.1. MANUTENÇÃO CENTRADA EM CONFIABILIDADE

A manutenção industrial tem passado por um processo evolucionário dado o avanço tecnológico. As fases e os principais métodos de manutenção usados a partir da década de 1940 podem ser visualizados na Figura 8.

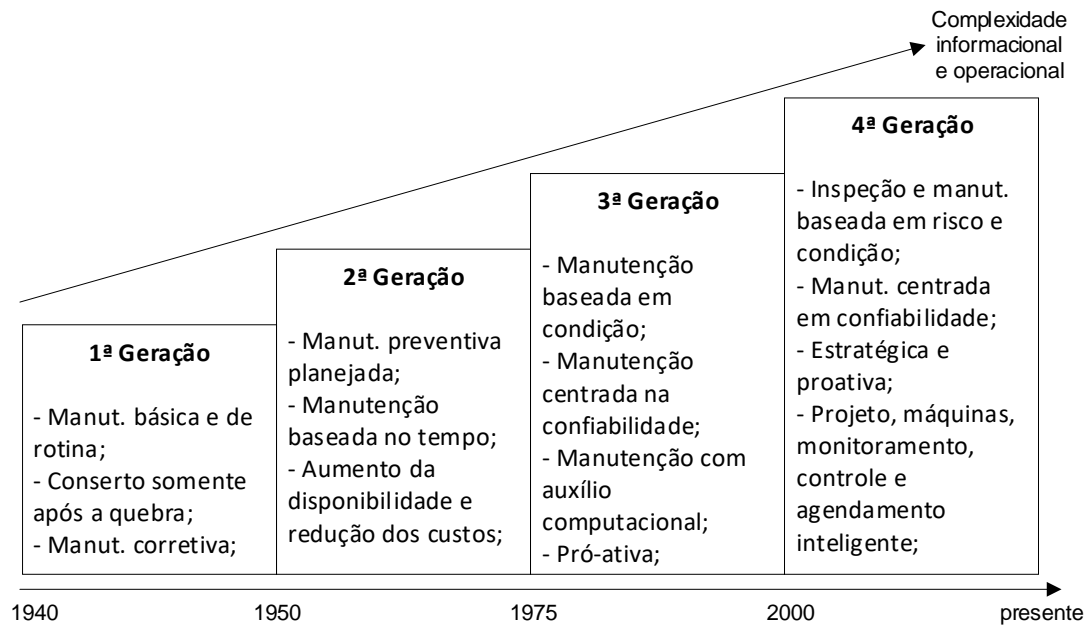


Figura 8 – Gerações da manutenção.

Fonte: adaptado de Moubroy (1997), Cooke (2003) e Zhong *et al.* (2017).

Durante a primeira geração, Manutenção 1.0, compreendida entre os períodos de 1940 a 1950, as indústrias eram pouco mecanizadas, apresentando sistemas simples e superdimensionados para a aplicação, os quais operavam até sua falha, não havendo, portanto, meios para prevenir as mesmas (MOUBRAY, 1997; ARUNRAJ e MAITI, 2007; BARAN, 2011). De maneira generalizada, a manutenção consistia apenas na lubrificação e limpeza do equipamento, sendo que os reparos eram executados somente após as quebras, isto é, uma manutenção corretiva não-planejada (KARDEC e NASCIF, 2012).

A segunda geração, Manutenção 2.0, abrange os períodos de 1950 a 1975, o qual iniciou com um processo maior de mecanização e complexidade das instalações industriais, criando uma dependência das máquinas e seus processos, período este também conhecido como a industrialização das fábricas (MOUBRAY, 1997; SIQUEIRA, 2005; ARUNRAJ e MAITI, 2007; KARDEC e NASCIF, 2012). Neste ciclo, a busca por disponibilidade, produtividade e prolongamento da vida útil foram temas recorrentes nas indústrias, o que fez com que os custos com a manutenção crescessem em comparação com as outras operações (COOKE, 2003; BARAN, 2011; KARDEC e NASCIF, 2012). Durante esse período, as políticas de manutenção mais evidentes foram: i) manutenção preventiva; ii) manutenção baseada em tempo; e, iii) sistemas de planejamento e controle da manutenção (ARUNRAJ e MAITI, 2007).

A terceira geração, Manutenção 3.0, deu início em meados da década de 70 e perdurou até os anos 2000, foi marcada pela adoção de novos conceitos de manutenção, pois as técnicas oriundas da primeira e segunda geração mostram-se pouco eficazes e eficientes perante as novas exigências dos processos operacionais e da automação que começaram a se instalar nas indústrias, portanto, esse período foi marcado pela automatização do chão de fábrica (MOUBRAY, 1997; SIQUEIRA, 2005; BARAN, 2011). Nessa geração algumas características se sobressaem, entre elas: i) crescimento contínuo da complexidade da planta e uso acelerado da automação; ii) tempo de parada com custo elevado e sistemas de produção *just-in-time*; iii) crescente demanda por um padrão de qualidade (produto e serviço); e, iv) legislação mais rigorosa sobre a segurança operacional (COOKE, 2003). Os conceitos de confiabilidade e disponibilidade começam a ficar mais presentes nas plantas industriais, sendo, em alguns processos, fatores chave para a criação de vantagem competitiva perante outras companhias (MOUBRAY, 1997). Nesse contexto, inicia-se a aplicação dos procedimentos da Manutenção Centrada em Confiabilidade (MCC) (do inglês, “*Reliability-Centered Maintenance*” (RCM)), processo este que foi utilizado em diversos projetos aeronáuticos (KARDEC e NASCIF, 2012).

A Manutenção 4.0, ou quarta geração, iniciou-se nos primeiros anos do século XXI e perdura até hoje, sendo altamente caracterizada pela inspeção e manutenção baseada em riscos, manutenção centrada em confiabilidade e manutenção baseada em condição (ARUNRAJ e MAITI, 2007). Além disso, essa geração é marcada pelo uso avançado de tecnologias para análise preditiva e fornece decisões com base na viabilidade (*i.e.*, possibilidade de realizar ou alcançar algo) (GALAR *et al.*, 2017). Para tanto, observa-se uma tendência na integração entre manutenção e segurança, objetivando a otimização da planta (capacidade fabril, ciclo de vida total, etc.) e os lucros operacionais, visto que essa geração tem por objetivo minimizar a probabilidade de falha no sistema, assim como suas consequências (ARUNRAJ e MAITI, 2007). Portanto, nota-se que esse conceito tem ganhado espaço na academia e indústria.

A quarta geração auxilia a gerência a tomar decisões corretas em relação ao investimento em manutenção e áreas relacionadas, pois utilizam-se de dados históricos para monitoramento das condições de falha, os quais maximizam a assertividade em relação ao tempo e escopo da manutenção, aumentando, portanto, a confiabilidade das instalações e a eficiência dos recursos (ARUNRAJ e MAITI, 2007; GALAR *et al.*, 2017). Observa-se uma crescente tendência pela questão da

confiabilidade do processo e dos equipamentos, pois almeja-se a eficiência operacional por meio do monitoramento constante do sistema.

O termo confiabilidade pode ser compreendido como a capacidade de um equipamento executar uma função requisitada sob condições pré-determinadas, durante um período especificado (NBR-5462, 1994). Com esse conceito em mente, a Manutenção Centrada em Confiabilidade pode ser definida como:

“Reliability-Centered Maintenance is a process used to determine what must be done to ensure that any physical asset continues to do what its user wants it to do in its present operating context” (MOUBRAY, 1997).

Segundo a definição de Moubray (1997), a MCC é um processo usado para determinar o que deve ser feito para manter a funcionalidade do ativo (equipamento). Esse significado é ainda reforçado pela normativa IEC-60050 (2015), onde:

“RCM is a systematic method for determining the respective maintenance actions and associated frequencies, based on the probability and consequences of failure” (IEC-60050, 2015).

Portanto, a Manutenção Centrada em Confiabilidade é uma metodologia estruturada que estuda um equipamento (ou um sistema) em detalhes, analisando seus possíveis modos de falha e definindo a melhor política/atividade de manutenção com o intuito de prevenir a falha ou minimizar as consequências destas, em qualquer processo produtivo (SIQUEIRA, 2005; KARDEC e NASCIF, 2012). Assim, a MCC estabelece os requisitos funcionais dos equipamentos relacionando-os com os parâmetros de projeto e de confiabilidade da máquina, sendo que para cada função, a falha, os modos de falha e os efeitos da falha são definidos, analisados e categorizados.

O processo de implantação da Manutenção Centrada em Confiabilidade implica no questionamento sequencial de sete perguntas, consideradas básicas, sobre o ativo (equipamento) ou sistema analisado. Essas questões podem ser visualizadas no Quadro 1, a qual também considera as etapas e as saídas (respostas) desejadas de cada pergunta.

As contribuições acadêmicas na área da MCC são diversas como, por exemplo, Tang *et al.* (2017) comentam que a identificação dos itens significativos de manutenção é uma das principais fases da Manutenção Centrada em Confiabilidade. Essa tarefa consiste na triagem das alternativas, limitando, assim, as opções

analisadas. Todavia, os autores salientam que há poucos métodos de operação sistemática e convenientes para a identificação desses itens significativos, logo, os mesmos propõem uma estrutura para ação através da combinação de análise qualitativa e quantitativa.

Ordem	Perguntas MCC	Etapas	Saídas
1	Quais as funções a preservar?	Seleção do sistema e coleta de informações	Guia para os membros da equipe na implantação do MCC
2	Quais as falhas funcionais?	Análise de modos de falha e efeitos	Análise individual dos itens
3	Quais os modos de falha?	Seleção de funções significantes	Informações sobre cada modo de falha e sua probabilidade de ocorrência no processo e seu grau de severidade
4	Quais os efeitos da falha?	Seleção de atividades aplicáveis	
5	Quais as consequências das falhas?	Avaliação da efetividade das atividades	
6	Quais as tarefas aplicáveis e efetivas?	Seleção das tarefas aplicáveis e efetivas	Ações e previsão de aplicação/conclusão da manutenção preventiva
7	Quais as alternativas?	Definição da periodicidade das atividades	Ranqueamento das ações corretivas mais críticas
8	Quais as frequências ideais das tarefas?	–	Período de repetição das ações

Quadro 1 – Desenvolvimento da Manutenção Centrada em Confiabilidade.

Fonte: adaptado de Moubray (1997), Siqueira (2005) e Piechnicki *et al.* (2017).

Por sua vez, Awad e As'ad (2016) apresentam procedimentos para priorização das ações de manutenção como parte de um plano de implementação da MCC, dessa forma, selecionam-se as tarefas mais importantes em um conjunto de opções disponíveis, sendo estas restritas (limitadas) a apenas quatro critérios, os quais estão relacionados ao tempo e/ou orçamento.

Com o intuito de avaliar o desempenho da implementação da Manutenção Centrada em Confiabilidade nas indústrias, Gupta e Mishra (2016) utilizam da matriz SWOT (do inglês, “*Strengths, Weaknesses, Opportunities and Threats*”) para identificar os fatores mais importantes e que influenciam na aplicação deste método.

Sob a luz dos métodos MCDM, Alencar e Almeida (2015) propõem um modelo de decisão multicritério baseado no MAUT (*Multiattribute Utility Theory*), o qual incorporado aos métodos da MCC, fornecem uma melhor avaliação das consequências das falhas, permitindo um planejamento mais eficaz da manutenção.

Para Pourjavad *et al.* (2011), a versão clássica da Manutenção Centrada em Confiabilidade tem sido uma das mais recentes tecnologias em manutenção

empregada nas indústrias, pois diversas métricas podem ser apresentadas e comparadas, objetivando a avaliação entre unidades ou diferentes períodos de tempo, sendo os resultados dos indicadores usados para tomar decisão de manutenção.

Em complemento, de acordo com Hauge e Mercier (2003), a MCC contém níveis distintos de maturidade, os quais são definidos e apresentados de forma que a organização consiga se estruturar para alcançar os objetivos que foram definidos de maneira rápida, porém com desempenho, qualidade, custo e cronograma planejado.

Sob uma ótica de aplicação, Leverette (2006) exhibe uma visão geral de implantação da MCC na marinha americana, sendo esta metodologia escolhida para melhorar a confiabilidade e segurança, minimizando os custos associados com a operação e manutenção da frota de aeronaves da marinha. Por sua vez, Nunes (2001) avalia o impacto dos procedimentos da Manutenção Centrada em Confiabilidade, com foco na análise das funções dos equipamentos e consequências das falhas, no sistema de operação e manutenção da central hidrelétrica de Itaipu. No ambiente industrial, Baran (2011) aplica este método no sistema de controle de tensão de um processo de laminação de uma organização do setor de embalagem cartonada e comenta que a MCC mescla diferentes técnicas e ferramentas em uma metodologia estruturada para seleção das tarefas e estratégias de manutenção, objetivando a redução dos custos, atividades e ocorrências de falha, aumentando, por consequência, a confiabilidade do sistema.

Conforme pode ser observado, no geral, as contribuições acadêmicas limitam-se à aplicação do processo da Manutenção Centrada em Confiabilidade ou na identificação dos itens e tarefas/estratégias de manutenção, porém de maneira estática, isto é, os critérios são fixos, apresentam o mesmo valor de preferência (peso de avaliação) e, em alguns casos, levam em consideração apenas uma única forma de conhecimento – análise qualitativa ou quantitativa. Portanto, com base nas lacunas encontradas, o presente trabalho tem por finalidade apresentar os procedimentos para uma avaliação dinâmica e customizável da MCC, sendo nomeada “*smart*”-MCC. Para tanto, métodos multicritério para apoio à tomada de decisão são usados para suportar as análises *quali-quant*i propostas.

Para que seja possível analisar e implementar os procedimentos da Manutenção Centrada em Confiabilidade, necessita-se delimitar o escopo de aplicação, isto é, o nível de generalidade/especificidade considerado. Assim sendo, a próxima seção apresenta e define os níveis de análise da MCC.

2.1.1. Definição do Nível de Análise da MCC

Durante o estudo da Manutenção Centrada em Confiabilidade, alguns termos são apresentados, os quais podem confundir ou não apresentar uma definição clara ao leitor. Portanto, visando minimizar as possíveis dúvidas, a Figura 9 apresenta a estrutura hierárquica proposta na análise MCC – da planta à causa da falha.

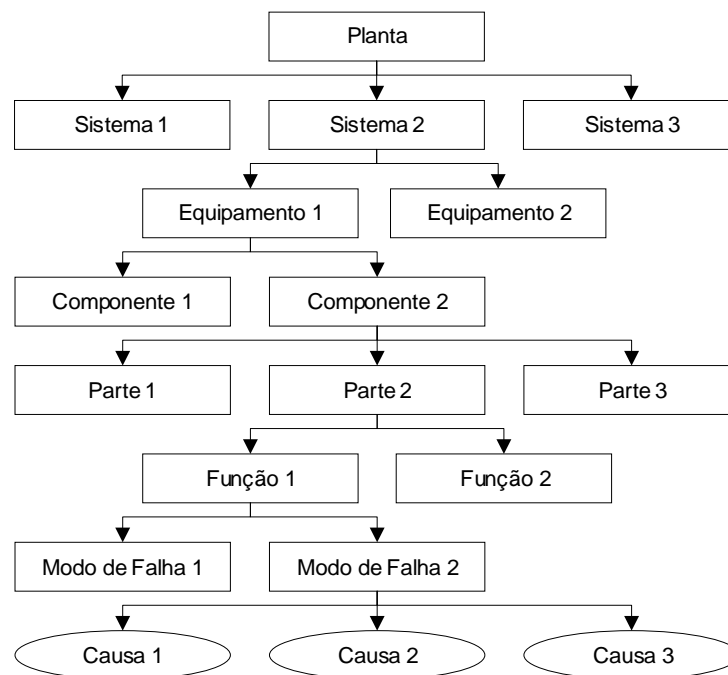


Figura 9 – Nível de análise da MCC.

Fonte: adaptado de Lafraia (2001).

Logo, com o intuito de elucidar essas segmentações, a definição de cada nível é apresentada, as quais são baseadas nos trabalhos de Wei (1991), Moubray (1997), Lafraia (2001) e Siqueira (2005):

- Planta: estruturas complexas projetadas para produção de bens por meio de processos, equipamentos e máquinas desempenhando sua função;
- Sistema: conjunto de recursos (pessoas e maquinário) que compõem uma das fases/etapas no processo de produção;
- Equipamento: ferramentas que otimizam a efetividade de uma operação que envolve mais de um objeto;
- Componente: um conjunto de partes que compõem o equipamento;

- Parte: elemento único, o qual é responsável por desempenhar uma determinada função;
- Função: o que o proprietário ou usuário (operador) de um bem físico ou sistema deseja que ele faça;
- Modo de falha: a maneira pela qual uma falha é observada, sendo descrita também como a maneira que a falha ocorre e seu impacto na operação do equipamento;
- Causa: eventos que são a razão básica da falha ou que iniciam o processo de deterioração que procede à falha, isto é, ações praticadas que fizeram com que o processo mudasse de estado.

Portanto, com o objetivo de exemplificar os níveis apresentados no processo da MCC, o Quadro 2 relaciona esses níveis com plantas industriais genéricas. Utilizam-se uma planta industrial automotiva e uma unidade fabril de papel e celulose como exemplo, porém essa analogia pode ser aplicada a qualquer processo industrial que necessite de manutenção.

Nível	Exemplo 1	Exemplo 2
Planta	Planta automotiva	Unidade fabril – papel & celulose
Sistema	Unidade (célula) industrial	Processo de secagem
Equipamento	Máquina de usinagem	Forno
Componente	Motor	Regulador de temperatura
Parte	Eixo do motor	Cabo termopar
Função	Usinar uma peça	Capturar a temperatura do forno
Modo de Falha	Baixa rotação	Falso registro de temperatura elevada
Causa	Falta (fuga) de corrente no motor	Cabo rompido

Quadro 2 – Exemplo para os níveis de análise da MCC.

Fonte: o autor.

2.1.2. Considerações Parciais

O conhecimento gerado pelos processos de *feedback* de experiência pode auxiliar os manutentores e usuários a compreender e lidar melhor com os problemas enfrentados no dia-a-dia, sendo esta metodologia sumarizada em quatro fases: i) análise de confiabilidade; ii) análise dos modos de falha; iii) projeto de novos produtos;

e, iv) análise de custo e impacto ao cliente (RUIZ *et al.*, 2014; KAMSU-FOGUEM *et al.*, 2015).

Nesse contexto, a implantação da versão clássica da Manutenção Centrada em Confiabilidade consiste em uma sequência de etapas que deve ser seguida visando a redução das falhas por meio das análises de risco, de tal forma que o componente e a máquina continuem a executar sua função requerida. Para tanto, métodos e procedimentos são apresentados com o objetivo de auxiliar o desenvolvimento e aplicação desta metodologia, a qual é um processo contínuo.

Em suma, a Manutenção Centrada em Confiabilidade – versão clássica – traz diversos benefícios, sendo alguns deles listados a seguir (LAFRAIA, 2001; SOUZA e LIMA, 2003):

- Redução na carga de trabalho de Manutenção Preventiva;
- Aumento da disponibilidade do sistema e vida útil dos equipamentos;
- Redução do número de peças sobressalentes;
- Especialização da equipe voltada ao planejamento de manutenção;
- Rastreabilidade das decisões tomadas e executadas;
- Maior segurança e proteção ambiental por meio das análises de risco;
- Desempenho operacional melhorado (mais eficaz e efetivo);
- Maior eficiência de manutenção (otimização dos recursos);
- Motivação para o trabalho em equipe.

Esses resultados positivos são alcançados pois as análises de risco presente na MCC tendem a prevenir as falhas a ponto de os usuários terem confiabilidade nos componentes, equipamentos e, por consequência, no sistema. Todavia, observa-se que essas análises são estáticas, o que faz com as mudanças não sejam diretamente refletidas no resultado final. Desse modo, as análises dinâmicas e customizáveis se mostram uma alternativa simples e confiável para suprir essa lacuna, as quais estão presente na “*smart*”-MCC.

Neste cenário, no presente trabalho, novos procedimentos são propostos para executar as avaliações de riscos e criticidade, sendo estes uma “substituição” da avaliação baseada, somente, nos modos de falha (abordagem clássica da MCC). No contexto da “*smart*”-MCC (ou MCC 4.0), a contribuição desse projeto de pesquisa encontra-se na Fase II (segunda etapa), a qual é responsável por avaliar os modos

de falha, os efeitos e criticidade das máquinas – a apresentação será realizada nos capítulos adiantes, em específico, na seção 5.1.

2.2. INDICADORES DE PERFORMANCE DA MANUTENÇÃO

A performance da manutenção é dependente de decisões feitas em diversos níveis, os quais podem ser categorizados em: i) estratégico (deduzida da estratégia da empresa, optando, em muitos casos, pela preferência da função da produção); ii) tático (consiste nas decisões que contribuem para o uso eficaz e eficiente dos recursos, levando à categorização da manutenção com base em sua urgência e na influência que a função de produção tem no planejamento das ações de manutenção); e, iii) operacional (refere-se ao nível mais baixo, com foco na execução das atividades através de decisões de curto-prazo e de baixo impacto para alocação da manutenção conforme capacidade-demanda) (ARTS *et al.*, 1998; PARIDA e CHATTOPADHYAY, 2007). Essa divisão pode ser visualizada graficamente na Figura 10.

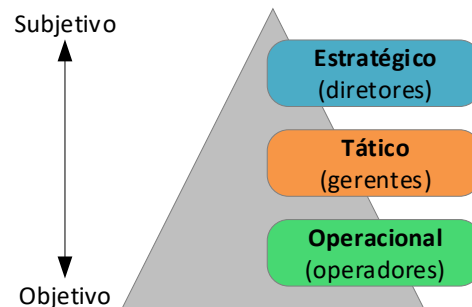


Figura 10 – Categorias dos indicadores.

Fonte: adaptado de Kumar *et al.* (2013).

Dessa maneira, no contexto estudado, os indicadores de performance da manutenção (do inglês, “*Maintenance Performance Indicator*” (MPI)) são utilizados para avaliar a eficácia da manutenção realizada, sendo que a escolha dos MPI’s depende da maneira na qual o sistema foi construído (PARIDA e KUMAR, 2006).

Com o intuito de parametrizar e equalizar os conceitos dos termos apresentados, na sequência é dada a definição de medida, métrica e indicador conforme BPM CBOK (Guia para o Gerenciamento de Processos de Negócio – Corpo Comum de Conhecimento):

“Medida é quantificação de dados em um padrão e qualidade aceitáveis (exatidão, completude, consistência, temporalidade)” (ABPMP, 2013).

“Métrica é uma extrapolação de medidas, isto é, uma conclusão com base em dados finitos” (ABPMP, 2013).

“Indicador é uma representação de forma simples ou intuitiva de uma métrica ou medida para facilitar sua interpretação quando comparada a uma referência ou ativo” (ABPMP, 2013).

Portanto, pode-se inferir que indicadores são medidas ou conjunto de dados numéricos sobre processos que se desejam controlar e melhorar (KUMAR *et al.*, 2013; OLIVEIRA *et al.*, 2016).

Em complemento à segmentação realizada referente ao nível hierárquico, Campbell e Reyes-Picknell (2016) classificam os indicadores em grupos de análise, o qual é complementado por Piechnicki (2018) com o grupo de avaliação de risco. Dessa maneira, os grupos são apresentados como:

- Performance do equipamento: medidas que estão relacionadas como o equipamento foi projetado e construído, levando em consideração disponibilidade dos recursos, análise de falha, tempos de reparo, entre outros; isto é, esse grupo apresenta características que suportam os níveis táticos e operacionais;
- Performance de custo: as análises de custos estão concentradas no nível estratégico das empresas, pois nesse nível os gestores analisam qual o custo por unidade produzida, avaliando, portanto, a necessidade ou não de investimentos na planta por meio de indicadores de segurança, meio-ambiente, custo operacional e unitário, entre outros;
- Performance do processo: indicadores responsáveis por avaliar como está o desenvolvimento das atividades e recursos da planta baseando-se em indicadores de disponibilidade, confiabilidade, qualidade, entre outros; logo, estão presentes em todos os níveis hierárquicos, porém com visões e/ou interpretações diferenciadas;
- Avaliação de risco: indicadores comumente usados nos sistemas industriais com o objetivo de mitigar ou eliminar riscos potenciais, sejam eles de segurança, ambientais ou operacionais; no que diz respeito ao nível hierárquico, esse grupo apresenta relação com os níveis estratégico (por exemplo, otimizar e maximizar a produção) e tático (por exemplo, redução das falhas potenciais).

A Figura 11 exibe a relação entre os níveis hierárquicos com os grupos de indicadores apresentados por Campbell e Reyes-Picknell (2016) e Piechnicki (2018). Essa classificação será utilizada para agregar os indicadores nas seções futuras dessa pesquisa.



Figura 11 – Relação do nível hierárquico com os grupos de indicadores.

Fonte: adaptado de Piechnicki (2018).

2.2.1. Segmentação dos Indicadores: *Leading* e *Lagging*

Em complemento ao agrupamento apresentado, os indicadores podem ser classificados amplamente como *leading* (indicadores que medem entradas de um processo e fornecem indicações de eventos futuros) e *lagging* (indicadores que medem saídas/resultados de um processo, dando indicações de eventos que já ocorreram) (STENSTRÖM, *et al.*, 2013).

Os indicadores *leading* alertam o usuário sobre o não cumprimento dos objetivos antes que ocorra algum problema, ou seja, servem como direcionamento de desempenho, indicando que é necessário verificar o *status* atual em comparação com o de referência (KUMAR *et al.*, 2013). Normalmente, essa classe de indicadores é do tipo não financeiro e estatístico, pois prevê de forma antecipada e confiável o resultado do processo, os quais também podem ser usados para monitorar a eficácia das ações de manutenção (PARIDA e CHATTOPADHYAY, 2007).

Os indicadores *lagging* normalmente são alterados após uma mudança de direção no *status* econômico da organização, portanto, eles são desprezíveis e irrelevantes para previsão, visto que indicam as condições após a ocorrência do evento (KUMAR *et al.*, 2013). Dessa maneira, os indicadores *lagging* fornecem base

para o estudo dos desvios após a conclusão das atividades, sendo úteis para entender o *status* do desempenho atual e as ações de manutenção necessárias para atender o objetivo previamente planejado (PARIDA e CHATTOPADHYAY, 2007).

Em Manutenção, os indicadores de monitoramento de condição, tais como ruído, vibração, termografia, entre outros, podem ser considerados indicadores *leading*, pois auxiliam na compreensão da saúde do ativo e agem como um sistema de alerta, antecipando falhas graves e catastróficas (PARIDA e CHATTOPADHYAY, 2007), assim, os indicadores *leading* monitoram as tarefas que, quando executadas, irão direcionar (do inglês, “*lead*”) para os resultados (KUMAR *et al.*, 2013). Por sua vez, o custo de manutenção por unidade, tempo entre paradas e o retorno sobre o investimento são exemplos de indicadores *lagging*, pois eles monitoram o resultado e/ou saída que tem sido alcançado (KUMAR *et al.*, 2013).

O fato de um indicador ser *leading* (métricas de processo, *i.e.*, *Overall Equipment Effectiveness* (OEE)) ou *lagging* (métricas de resultado, *i.e.*, custo de manutenção) é subjetivo e depende da perspectiva (STENSTRÖM, *et al.*, 2013), todavia, o estabelecimento da conexão entre indicadores do tipo *leading* e *lagging* são essenciais para monitorar e controlar o desempenho do processo, sendo que os mesmos devem ser selecionados de acordo com a estratégia de manutenção escolhida (PARIDA e CHATTOPADHYAY, 2007; KUMAR *et al.*, 2013).

2.2.2. Considerações Parciais

Ao abordar o tema de indicadores de desempenho voltados à Manutenção, estes podem ser amplos – tanto em significado, quanto em quantidade – e apresentar grande complexidade. Dessa forma, a definição dos indicadores para uso em qualquer sistema não é uma tarefa trivial e objetiva, visto que os mesmos podem não estar disponíveis e/ou sendo medidos, ou estar recebendo outro significado e/ou interpretação.

Observa-se, portanto, que a seleção dos indicadores em um conjunto de alternativas é uma tarefa crítica e importante para uma análise adequada do sistema avaliado, visto que as ações futuras são suportadas por estas escolhas. Assim, os métodos multicritério para apoio à tomada de decisão fornecem opções que

contribuem para que essa seleção seja embasada em conhecimento do usuário (operador/grupo), os quais, normalmente, são intrínsecos e qualitativos.

As divisões apresentadas em relação ao tipo do indicador e/ou agrupamento do mesmo, no contexto desse projeto, são úteis para classificação e direcionamento de quando estes podem ser aplicados para avaliação do sistema. Nesta pesquisa, houve um esforço para revisão dos indicadores utilizados na Manutenção Centrada em Confiabilidade em trabalhos acadêmicos publicados a partir do ano de 2007 em bases científicas conceituadas (*Science Direct*, *Emerald*, *Scopus* e *Web of Science*). Todavia, sabe-se que muitos outros estão disponíveis para seleção e que talvez não tenham sido abordados durante a revisão sistemática. Para tanto, o modelo de avaliação proposto fornece a possibilidade de inclusão e/ou alteração dos indicadores apresentados, ainda que seja recomendado o uso e disponibilização das métricas de performance presentes neste projeto de pesquisa, ou seja, os mesmos são considerados os requisitos básicos para a aplicação e análise de criticidade da “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade.

2.3. CONSIDERAÇÕES

Ao abordar alguns temas relacionados ao setor de Manutenção, observa-se que as possibilidades de melhoria nos processos são iminentes, desde a seleção da melhor estratégia de manutenção à utilização de indicadores *quali-quantitativa* para avaliação do sistema.

No que diz respeito as estratégias de manutenção, essas são apresentadas de diversas maneiras, o que dificulta a seleção adequada e atribuição de uma única metodologia para todos os equipamentos. Assim, as análises *quali-quantitativa*, suportadas pelos métodos multicritério de apoio à tomada de decisão, mostram-se boas alternativas para a correta seleção dessas estratégias.

Em relação à Manutenção Centrada em Confiabilidade, a mesma consiste em um processo com diversos procedimentos que têm por finalidade manter a função do componente e/ou máquina, ou seja, deseja-se que o item continue a executar a tarefa que foi previamente requerida. Dessa forma, ações específicas de manutenção são escolhidas com base nas respostas de diferentes perguntas dadas pelos operadores, isto é, uma avaliação qualitativa é executada no sistema, a qual também é estática.

Logo, a conciliação *quali-quantitativa* e a proposta de uma avaliação dinâmica e customizável corrobora para que as decisões sejam assertivas e otimizem os recursos envolvidos.

Para tanto, deve-se selecionar, categorizar e ponderar os indicadores que participarão dessas avaliações. Assim sendo, a escolha dos mesmos é uma ação essencial e que necessita ser suportada por alguma ferramenta de apoio com o objetivo de extrair/analisar o grau de importância (peso) do indicador para o operador e analista do sistema.

Em suma, ressalta-se que todos os temas relacionados à Manutenção são críticos e importantes, pois, uma ação indevida pode acarretar o desperdício de tempo e recurso (manutenção realizada antes do necessário) ou até mesmo a quebra de uma máquina essencial no processo (manutenção não realizada). Portanto, procedimentos que corroboram uma decisão assertiva, ou seja, uma exposição e avaliação qualitativa (avaliação do operador) e quantitativa (análise comportamental do processo), e que possam ser dinâmicos (inserção e/ou exclusão de critério avaliativos) e customizáveis (adaptáveis a qualquer sistema ou célula) são alternativas seguras, robustas e válidas de implementação.

Logo, na sequência são apresentados os métodos multicritério de apoio à tomada de decisão (utilizados como ferramentas avaliativas do tipo *quali-quantitativa*), assim como as técnicas de mineração de processos (usadas como ferramentas para extração de conhecimento do processo por meio do registro de eventos).

3. MÉTODOS MULTICRITÉRIO DE APOIO À TOMADA DE DECISÃO

A formulação e resolução de problemas de decisão é, naturalmente, uma preocupação crescente dentro de uma organização (PAULA e CAMPOS, 2016). Um problema de decisão multicritério consiste em uma situação em que pelo menos duas alternativas são apresentadas e deseja-se escolher uma delas de forma a atender múltiplos objetivos, os quais, normalmente, são conflitantes entre si (ALMEIDA, 2013). Neste contexto, métodos multicritério de tomada de decisão surgiram como procedimentos de apoio que são vistos como ferramentas matemáticas eficazes para resolução de problemas em que existam critérios conflitantes (BRIOZO e MUNETTI, 2015).

A partir da década de 1970 começaram a surgir os primeiros métodos de apoio ou auxílio multicritério à decisão com o intuito de enfrentar situações específicas, nas quais um decisor, atuando com racionalidade, deveria resolver um problema em que vários eram os objetivos a serem alcançados de forma simultânea (GOMES *et al.*, 2004).

Alguns dos métodos criados para apoio a tomada de decisão são: AHP, ELECTRE, PROMETHEE, entre outros (SABAEI *et al.*, 2015). A escolha do método multicritério depende de vários fatores, entre eles: o problema analisado; o contexto considerado; as informações disponíveis e seu grau de precisão; a racionalidade requerida; a estrutura de preferências do decisor; e, a problemática escolhida (VASCONCELOS *et al.*, 2013).

A vantagem da utilização de métodos multicritério para tomada de decisão (do inglês, "*Multi-Criteria Decision-Making*" (MCDM)) ocorre principalmente pelo fato de que não há uma preferência evidente nas escolhas, isto é, no geral, não há alternativas que sejam, ao mesmo tempo, ótimas sob todos os pontos de análise (critérios); portanto, dado um ambiente avaliativo, os métodos MCDM fazem com que seja feita a seleção da melhor opção possível (BRIOZO e MUNETTI, 2015).

De maneira macro, o processo de tomada de decisão multicritério pode ser sumarizado em três grupos (definição, identificação e desenvolvimento) e sete etapas (BAKER *et al.*, 2001), conforme ilustrado na Figura 12.

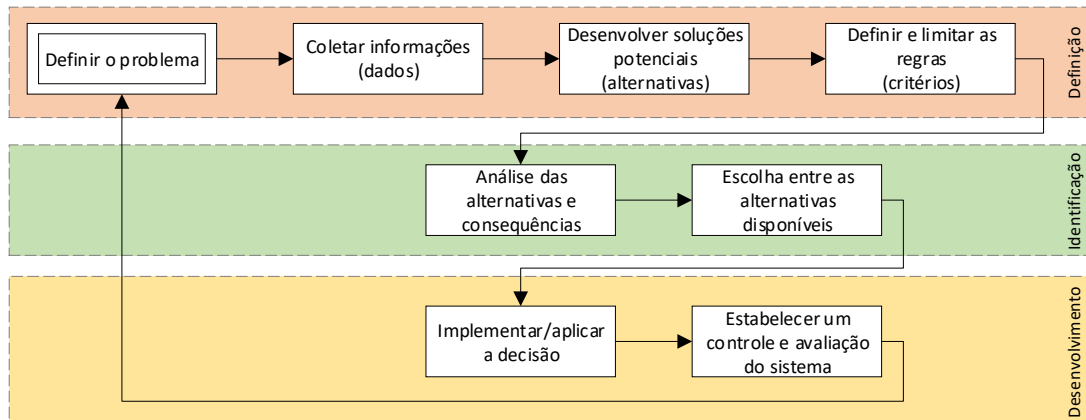


Figura 12 – Processo de tomada de decisão multicritério.

Fonte: adaptado de Santos *et al.* (2017).

Além dos procedimentos seguirem um padrão intrinsecamente definido, também é possível de encontrar alguns agentes (pessoas) e elementos chave no processo. Estes são listados e definidos por Roy (1996), Gomes *et al.* (2004) e Paula e Campos (2016) como:

- Decisor (ou tomador de decisão): indivíduo ou grupo de indivíduos que, direta ou indiretamente, são os responsáveis pela tomada de decisão;
- Analista: encarregado de modelar o problema e, eventualmente, fazer as recomendações relativas à seleção final, ou seja, fornece suporte metodológico ao processo decisório; desempenha um papel fundamentalmente objetivo, pois escuta as opiniões do decisor, as trata de maneira objetiva e as transfere ao modelo para posterior utilização;
- Cliente: designado a substituir o decisor quando este não ter disponibilidade para se dedicar ao processo de construção do modelo de decisão junto ao analista, portanto, para conseguir desempenhar essa função, o “cliente” deve ser alguém muito próximo ao decisor;
- Especialista: fornece ao analista as informações necessárias sobre o problema sob análise, pois tem conhecimento do comportamento do objeto de estudo;
- *Stakeholder*: tenta influenciar o decisor através de algum tipo de pressão; geralmente, esse ator é afetado pela decisão a ser tomada;
- Terceira parte: assim como o *stakeholder*, são afetados pela decisão a ser tomada, no entanto, tem um papel passivo no processo decisório;

- Conjunto de alternativas (ou escolhas): o decisor depara-se com um conjunto de escolhas (ou alternativas), as quais devem ser diferentes, exaustivas e excludentes;
- Atributos e critérios: características que representam propriedades ou capacidades das alternativas para satisfazer as necessidades e/ou desejos, embora em diferentes “quantidade” ou “intensidade”, logo, um critério torna explícita e operativa as preferências de um decisor quanto às alternativas para um determinado atributo;
- Pesos: para o decisor, em geral e em razão de suas preferências, alguns atributos poderão ter uma maior importância (preferência) que outros; a medida da importância relativa dos atributos para o decisor é denominada como peso ou ponderação;
- Tipos de problemas: a partir dos conceitos expostos, pode-se afirmar que, dado um problema de decisão, uma das seguintes problemáticas listadas abaixo são abordadas, as quais, para Vasconcelos *et al.* (2013) e Paula e Campos (2016), são definidas como:
 - Problemática de escolha (problema tipo α ($P\alpha$)): tem como objetivo esclarecer a decisão pela escolha de um subconjunto de alternativas, optando por selecionar a(s) “melhor(es)” alternativa(s);
 - Problemática de classificação (problema tipo β ($P\beta$)): tem como objetivo a alocação de cada ação a uma classe, ou seja, aceita as alternativas que parecem “boas” e descarta as que parecem “ruins”;
 - Problemática de ordenação (problema tipo γ ($P\gamma$)): tem como objetivo ordenar as alternativas;
 - Problemática de descrição (problema tipo δ ($P\delta$)): tem por objetivo apoiar a decisão através de uma descrição das ações e de suas consequências;
 - Problemática de portfólio: busca escolher certo subconjunto de alternativas que atenda aos objetivos, sob determinadas restrições;
 - Problemática de *design*: procura novas alternativas de decisão para encontrar as metas e aspirações reveladas através do processo de decisão.

Um problema de decisão multicritério pode ser facilmente convertido em formato de matriz decisional. Nesse caso, a matriz de decisão “ $A_{(m \times n)}$ ” é uma matriz em que cada elemento a_{ij} indica a performance da alternativa A_i quando avaliada em termos do critério decisão C_j (TRIANANTAPHYLLOU, 2000). O Quadro 3 exemplifica a estrutura dessa matriz de decisão. Observe ainda que existe um termo adicional, “ W_i ”, o qual faz referência ao peso de cada critério, devendo ser este parâmetro conhecido previamente pelo tomador de decisão – a depender do tipo de método utilizado.

Alternativas	Critérios				
	C_1	C_2	C_3	(...)	C_n
	(W_1)	(W_2)	(W_3)	...	(W_n)
A_1	a_{11}	a_{12}	a_{13}	...	a_{1n}
A_2	a_{21}	a_{22}	a_{23}	...	a_{2n}
(...)
A_m	a_{m1}	a_{m2}	a_{m3}	...	a_{mn}

Quadro 3 – Matriz de decisão em métodos multicritério.

Fonte: adaptado de Triantaphyllou (2000).

No contexto desse trabalho, as tomadas de decisões multicritério e seus métodos são de extrema importância, pois são ferramentas que validam e justificam as escolhas feitas. Como exemplo, cita-se a possibilidade de seleção dos indicadores de performance da manutenção, isto é, a partir de um conjunto de alternativas (indicadores) pode-se determinar quais deles serão utilizados e/ou seu peso para o grupo de avaliadores. Portanto, o campo para utilização dos métodos MCDM é vasto e promissor, sendo aplicado em diversos setores e segmentos das companhias, abordando diferentes problemas e, por consequência, objetivos.

Na revisão da literatura apresentada por Ruschel *et al.* (2017), os autores apresentam as áreas de aplicação para tomada de decisão em manutenção industrial, sendo estas agrupadas e segmentadas em: i) gestão e planejamento; ii) integração de sistemas; iii) agendamento da manutenção; e, iv) monitoramento e análises.

Por sua vez, Shafiee (2015) fornece uma revisão das metodologias MCDM aplicadas aos problemas para seleção das estratégias de manutenção, sendo que diversos fatores podem influenciar a escolha, entre eles: i) técnicas para coleta dos dados; ii) tipo do modelo; iii) critérios qualitativos e quantitativos; iv) estratégias de manutenção; e, v) os procedimentos particulares de cada método MCDM.

Em Almeida *et al.* (2015), os autores visam a classificação e atribuição da prioridade de manutenção, a fim de permitir a otimização do planejamento de manutenção com foco na disponibilidade, manutenção, detecção, segurança, confiabilidade e custo estabelecendo *tradeoffs* entre múltiplos critérios.

Na publicação de Alencar e Almeida (2015), os autores propõem um modelo de decisão baseado em um método MCDM específico e pontual com o auxílio da Manutenção Centrada em Confiabilidade para fornecer uma melhor avaliação das consequências de falhas, permitindo um planejamento da manutenção mais eficaz.

Clemente *et al.* (2013) utilizaram os conceitos dos métodos MCDM como apoio ao sistema de suporte à decisão baseado na abordagem da MCC para definição das estratégias de manutenção, uma vez que é necessário lidar com dados de falha, disponibilidade, manutenção e confiabilidade de equipamentos.

Garg e Deshmukh (2006) realizam uma revisão da literatura com foco no gerenciamento da manutenção com o intuito de identificar possíveis lacunas do ponto de vista dos pesquisadores e profissionais dessa área. Durante essa revisão, os autores comentam que os métodos MCDM são usados nos modelos de otimização da manutenção, porém com foco na seleção das estratégias e práticas de manutenção de maneira objetiva.

Em específico, Bevilacqua e Braglia (2000) utilizam o método AHP para seleção da estratégia de manutenção baseada em critérios de impacto/dano, aplicabilidade, valor agregado (benefícios indiretos) e custo.

No trabalho publicado por Chareonsuk *et al.* (1997), os autores utilizam o método PROMETHEE para determinar o intervalo ótimo de manutenção preventiva dos componentes do sistema de produção, propondo, portanto, uma abordagem multicritério. Nesta publicação, os autores comentam que a decisão para definição do intervalo de manutenção era baseada em somente um único critério, sendo que a proposta apresentada considera dois critérios de análise: custos e confiabilidade.

Em Triantaphyllou *et al.* (1997), os autores propõem o uso do método AHP para seleção do critério (alternativa) mais crítico para a manutenção dentre quatro opções: custo, reparabilidade, confiabilidade e disponibilidade. O objetivo do artigo é identificar a variável/fator mais importante no setor de Manutenção.

Com um objetivo similar, porém considerando a aplicação de métodos híbridos, ou seja, combinação de dois ou mais métodos MCDM, Emovon *et al.* (2018) propuseram a aplicação de dois métodos MCDM seguidos (*i.e.*, AHP-PROMETHEE)

para selecionar a estratégia de manutenção ideal para os sistemas de máquinas para navios, uma vez que eles podem realizar uma melhor avaliação do processo. No entanto, os resultados focaram apenas na análise qualitativa (apenas especialistas participaram durante a avaliação por meio de entrevistas).

Observa-se, no entanto, que a maioria destes trabalhos, assim como outros presentes na academia, são usados de maneira pontual, ou seja, são aplicados para seleção da estratégia de manutenção, para determinação do intervalo de manutenção, para seleção do critério mais crítico ao setor de Manutenção, e assim por diante. Logo, nota-se que, com algumas poucas exceções, não há uma integração entre os modelos e que as propostas, em sua grande maioria, são estáticas e fixas, dificultando a replicação do modelo em um sistema/processo distinto do considerado. Em complemento, ressalta-se que os métodos para tomada de decisão são pouco abordados na MCC, porém sabe-se que os mesmos poderiam corroborar de maneira mais eficiente e eficaz, principalmente, em relação às análises de risco e criticidade.

Desse modo, uma das propostas desse trabalho é aplicar tais métodos para o aprimoramento da Manutenção Centrada em Confiabilidade, dando maior robustez e assertividade na identificação da(s) máquina(s) de maior criticidade, otimizando, portanto, as ações da Manutenção. Além dessa melhoria e colaboração para esse setor da indústria, o modelo propõe e permite que as avaliações sejam dinâmicas (alterações durante as análises dos valores e/ou pesos dos indicadores são aceitos) e customizáveis (aplicável em diferentes sistemas de produção, permitindo a inclusão de novas diretrizes/tendências, e alteração dos critérios e/ou alternativas).

Diversos são os métodos expostos na literatura para tomada de decisão multicritério, os quais utilizam de artifícios numéricos para auxiliar o tomador de decisão a escolher uma opção dentre um conjunto finito de alternativas. Assim sendo, cada método tem sua própria característica, apresentando seus procedimentos de cálculo de maneira singular.

Em suma, existem três passos para a utilização de qualquer método MCDM envolvendo análises numéricas das alternativas. Estes são apresentados por Triantaphyllou (2000) como:

- i. Determinar os critérios e alternativas relevantes;
- ii. Incluir medidas numéricas para a importância relativa dos critérios, assim como no impacto das alternativas nesses critérios;

- iii. Processar os valores numéricos para determinação do *ranking* de cada alternativa.

Neste trabalho, os métodos escolhidos para apresentação e explanação são: AHP (*Analytic Hierarchy Process*), ELECTRE (*Elimination and Choice Expressing Reality*) e PROMETHEE (*Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations*), objetivando a ponderação, classificação e ordenação das alternativas, respectivamente. Todavia, como o objetivo desse trabalho é na aplicação desses métodos, obtenção dos resultados e interpretação dos mesmos, sugere-se a leitura de Saaty (1980), Benayoun *et al.* (1966) e Brans e Vincke (1985), respectivamente, para uma compreensão mais profunda da maneira com que os cálculos numéricos são executados.

3.1.AHP

O método AHP é uma das técnicas analíticas mais clássicas e populares para análises de problemas complexos em tomada de decisão. Consiste em uma família de procedimentos que usa a comparação par a par de critérios, onde pergunta-se o quão importante é um critério em relação ao outro, sendo uma maneira simples, intuitiva e flexível para que os decisores analisem o problema (HUANG *et al.*, 2011).

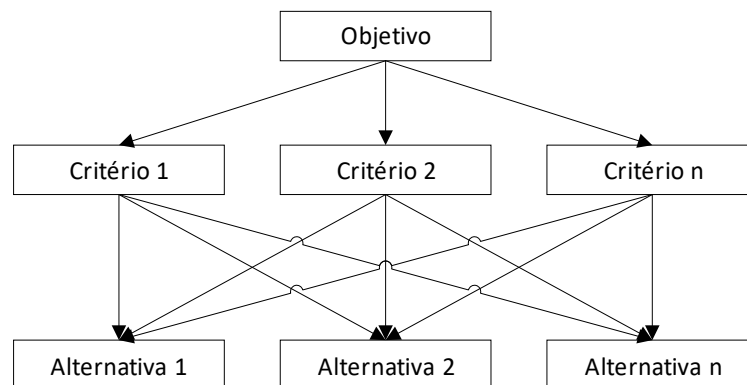


Figura 13 – Modelo hierárquico e genérico do AHP.

Fonte: adaptado de Saaty (1987).

A Figura 13 apresenta um modelo genérico e hierárquico da estrutura desse método, onde observa-se que o problema é segmentado em subproblemas, os quais

podem ser compreendidos e avaliados subjetivamente de maneira mais fácil através de objetivos, atributos, critérios e alternativas. Portanto, a hierarquia AHP pode conter quantos níveis forem necessários para caracterizar o espaço-problema de tomada de decisão (SANTOS *et al.*, 2017).

Nesse método, as comparações do tipo par a par são feitas no mesmo nível, ou seja, alternativa com alternativa e critério com critério. A escala utilizada para realizar essa comparação é apresentada no Quadro 4, a qual é conhecida também como escala Saaty.

Valores	Definição	Explicação
1	Igual importância	As duas atividades contribuem igualmente para o objetivo.
3	Importância moderada	Experiência e julgamento levemente em prol de uma atividade em relação à outra.
5	Importância essencial ou forte	Experiência e julgamento consideravelmente em prol de uma atividade em relação à outra.
7	Importância muito forte	Uma atividade é fortemente valorizada em relação à outra; posição de dominância na prática.
9	Importância extrema	Maior nível de diferença possível entre as atividades.
2, 4, 6 e 8	Valores intermediários (se necessário)	–

Quadro 4 – Escala fundamental do método AHP: escala Saaty.

Fonte: adaptado de Saaty (1987).

A metodologia AHP pode ser explicada pelas seguintes etapas (BHUSHAN e RAI, 2004):

- i. O problema deve ser decomposto em hierarquia (relacionamento entre elementos de um nível com o outro) de objetivo, critérios, subcritérios e alternativas;
- ii. Dados são coletados por especialistas ou tomadores de decisão correspondendo a estrutura hierárquica com o objetivo de realizar uma comparação par a par qualitativa com base na escala Saaty;
- iii. As comparações são então organizadas em uma matriz quadrada (o tamanho da matriz refere-se à quantidade de critérios, subcritérios, alternativas, etc.);
- iv. Os autovalores e seus respectivos auto vetores são normalizados, dando a importância relativa dos critérios comparados, sendo que os elementos normalizados do maior autovetor são os pesos de cada comparação;

- v. A consistência da matriz deve ser calculada/avaliada, sendo que se a razão de consistência apresentar valor maior que 0,1 (10%) é sugerido reavaliar as respostas;
- vi. O índice de cada alternativa é multiplicado pelo peso de cada subcritério e/ou critério, objetivando, ao final, a obtenção de um *ranking* global das opções.

Observa-se a facilidade de implementação desse método, o qual pode ser desenvolvido através de tabelas e planilhas eletrônicas. Logo, o método AHP apresenta algumas vantagens em relação aos outros métodos, a saber: estruturação hierárquica dos problemas de decisão; determinação dos pesos de cada critério; adaptável, fácil e intuitivo para equipes que contém mais de um tomador de decisão; simplicidade na comparação par a par; entre outras. Por sua vez, alguns dos pontos negativos são: a comparação par a par pode ser considerada uma forma superficial de comparar um conjunto de opções, e se for considerado a escala Saaty de nove valores, essa fragilidade fica mais evidente; para um nível de inconsistência maior que 10% é sugerido que os tomadores de decisão reavaliem suas escolhas; pode facilmente haver divergências de respostas entre os tomadores de decisão e, portanto, resultados distintos; os dados analisados são baseados somente na experiência dos usuários; entre outros (MACHARIS *et al.*, 2004; KUMAR *et al.*, 2017).

3.2. ELECTRE

O método ELECTRE fornece uma avaliação sistemática baseada no conceito de relacionamentos de priorização/classificação (do inglês, “*outranking*”), os quais permitem ao tomador de decisão expressar risco de preferência, sendo capaz de considerar os efeitos intangíveis e não monetários das alternativas (SWENSON e McCAHON, 1991). Adicionalmente, este método é capaz de lidar com critérios discretos de natureza quantitativa e qualitativa, fornecendo uma ordenação completa das opções (POHEKAR e RAMACHANDRAN, 2004).

Sabe-se que existem diversas versões do método ELECTRE – I, II, III, IV, IS e TRI –, porém todos seguem o mesmo princípio, diferenciando-se apenas nos procedimentos matemáticos finais, os quais caracterizam resultados específicos (LEITE e FREITAS, 2012).

Dessa maneira, o processo executado pela família ELECTRE para obtenção dos resultados (agrupamento e/ou priorização das alternativas) é sumarizado em seis etapas (ZANAKIS *et al.*, 1998; SÁNCHEZ-LOZANO *et al.*, 2016):

- i. Definir as ações de referência;
- ii. Determinar os índices de concordância (soma dos pesos dos atributos para os quais a alternativa “a” é melhor que “b”) por critério;
- iii. Calcular a concordância global;
- iv. Determinar os índices de discordância (diferença absoluta entre o par de atributos dividido pela maior diferença sobre todos os pares) por critério;
- v. Obter o grau de credibilidade;
- vi. Determinar o relacionamento de priorização ou agrupamento (“*outranking*” ou “*clustering*”).

Segundo Zanakis *et al.* (1998), o produto (resultado) do ELECTRE difere de outros métodos, pois não fornece apenas uma preferência global das alternativas, mas um ranqueamento parcial, às vezes completo, das mesmas, fazendo com que incertezas e imprecisões possam ser consideradas na análise.

Em específico, o ELECTRE TRI é um método que atribui um conjunto de alternativas para categorias previamente definidas. Nesse contexto, uma categoria é definida como uma maneira de classificar as diferentes alternativas entre dois limites (limite superior (otimista) e inferior (pessimista)), de acordo com alguma aptidão ou capacidade. A atribuição de uma alternativa “a” a uma categoria ou outra é obtida comparando a alternativa com os limites das categorias predefinidas (SÁNCHEZ-LOZANO *et al.*, 2016). Com base na escolha dos limites, a classificação (agrupamento) pode ser menos exigente (otimista) ou mais exigente (pessimista), pois o primeiro procedimento tende a classificar as alternativas na classe mais alta, e o segundo na classe mais baixa (CAMPOS e ALMEIDA, 2010).

No geral, as vantagens que a família ELECTRE fornece para os problemas de MCDM são que existe a possibilidade de utilizar critérios *quali-quantitativos*, os resultados são validados e justificados, e pode-se trabalhar com escalas heterogêneas. Em relação as desvantagens, esse método é menos versátil que os demais em relação ao estabelecimento de uma hierarquia, exigindo boa compreensão do objetivo (KUMAR *et al.*, 2017).

3.3. PROMETHEE

Desenvolvido a partir do ELECTRE, o método PROMETHEE foi concebido com o objetivo de criar um procedimento mais simples em relação ao seu precursor, visto que o primeiro necessita de muitos parâmetros que, muitas vezes, não apresentam sentido ao decisor (BRANS e MARESCHAL, 2005). Ainda que ambas as técnicas sejam vulneráveis à subjetividade, principalmente para parâmetros técnicos, o PROMETHEE demonstra maior resistência para variações nos parâmetros, apresentando, portanto, maior solidez nos resultados (CAMPOS, 2011).

O PROMETHEE é um sistema de apoio à decisão bem estabelecido e consolidado que lida com a avaliação e seleção de um conjunto de opções com base em vários critérios, objetivando a obtenção de um *ranking* entre eles. Assim, o grande diferencial desse método é sua simplicidade e habilidade de aproximar a maneira como a mente humana expressa e sintetiza as preferências quando enfrenta múltiplas perspectivas de decisão contraditórias entre si (BOGDANOVIC *et al.*, 2011), sendo uma das razões pela qual essa técnica pode lidar com informações incertas, incluindo critérios qualitativos e quantitativos.

A família PROMETHEE contém ramificações (versões) – I, II, III, IV, V, VI, GDSS, GAIA, TRI e CLUSTER – que tem por finalidade a resolução de problemas de ordenação e aplicação em sistemas que envolvam preferências nebulosas (BRANS e MARESCHAL, 2005; BEHZADIAN *et al.*, 2010; CAMPOS, 2011). Esses métodos também utilizam de comparação par a par com o objetivo de ordenar as alternativas em relação aos critérios previamente especificados, apresentando facilidade no uso e baixa complexidade (POHEKAR e RAMACHANDRAN, 2004).

A metodologia para implementação do PROMETHEE é resumida por Behzadian *et al.* (2010) em cinco etapas, a saber:

- i. Determinar os desvios baseados nas comparações do tipo par a par;
- ii. Escolher e aplicar a função de preferência – usual, formato U (quase critério), formato V (limiar de preferência), níveis (pseudo critério), formato V deslocado (área de indiferença) ou gaussiano;
- iii. Calcular o índice de preferência global (ou total);
- iv. Calcular os fluxos de ordenação (ranqueamento parcial – PROMETHEE I);
- v. Calcular o fluxo líquido (resultante) de ordenação (ranqueamento completo – PROMETHEE II);

O fluxo de ordenação mencionado nas etapas de implementação refere-se aos cálculos matemáticos que analisam o quanto uma alternativa supera (do inglês, “*outranks*”) todas as outras (ordenação positiva) e o quanto essa alternativa é superada (do inglês, “*outranked*”) por todas as outras (ordenação negativa) (BRANS e MARESCHAL, 2005). Visualmente, esse fluxo de ordenação (positivo e negativo) é apresentado na Figura 14.

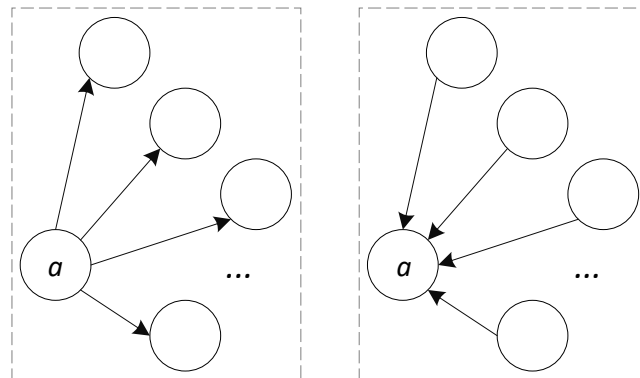


Figura 14 – Fluxos de ordenação: positivo (esquerda) e negativo (direita).

Fonte: adaptado de Brans e Mareschal (2005).

Em relação as vantagens e desvantagens, o PROMETHEE apresenta como diferenciais a possibilidade de envolver a decisão em nível de grupo, além de lidar com informações *quali-quantitativa*, e incorporar incertezas e informações nebulosas (*fuzzy*) em suas análises. Como pontos fracos, esse método não estrutura o objetivo adequadamente e depende que o tomador de decisão atribua diretamente um peso aos critérios (KUMAR *et al.*, 2017).

3.4. CONSIDERAÇÕES

Ao abordar os métodos multicritério para tomada de decisão, observa-se que diversos deles são comumente utilizados na academia e indústria, fato que reforça a aplicação e uso destes no chão de fábrica das companhias. Nesse sentido, o Quadro 5 apresenta as diferenças entre os métodos apresentados, exibindo algumas das características de cada método.

Classe	Característica	AHP	ELECTRE	PROMETHEE
Entrada de dados (<i>inputs</i>)	Quantidade de julgamentos em problemas com muitos critérios e alternativas	Alta	Alta	Alta
	Necessidade de processar dados	Não	Sim	Sim
	Utilização de dados quantitativos e qualitativos	Não	Sim	Sim
	Utilização de decisões em vários níveis hierárquicos	Sim	Não	Não
Saída de dados (<i>output</i>)	Problemas com avaliação de desempenho	Sim	Não	Não
	Proporciona a eliminação de alternativas	Não	Sim	Não
	Permite avaliação da coerência dos julgamentos	Sim	Não	Não
Interface do decisor vs. método	Disponibilidade de <i>software</i> gratuito	Sim	Sim	Sim
	Utilização de decisão em grupo	Sim	Não	Não

Quadro 5 – Diferenças entre os métodos de decisão multicritério.

Fonte: adaptado de Leite e Freitas (2012).

Observa-se que cada método tem sua característica própria, ou seja, não existe um único método adequado para o processo, sendo esta escolha realizada caso a caso a depender dos dados de entrada/saída e objetivos desejados.

No contexto desse trabalho, os métodos de MCDM são utilizados para seleção dos indicadores utilizados e, classificação e ordenação das máquinas por ordem de criticidade, portanto, propõe-se nesta pesquisa um método híbrido denominado AHP-ELECTRE-PROMETHEE. Além destas ferramentas de análise auxiliar na coerência lógica e fundamentada dos itens em questão, elas também permitem que as avaliações sejam flexíveis e adaptáveis, facilitando, portanto, que o operador possa (re)priorizar um equipamento que apresente um comportamento diferente do esperado ou (re)organizar a prioridade dos itens com base em novas diretrizes e/ou normas admitidas pelas companhias.

4. MINERAÇÃO DE PROCESSOS

A mineração de processos (do inglês, “*Process Mining*”) é uma técnica de gerenciamento de processos dedicada a descoberta, monitoramento e melhoria de processos reais através da extração de conhecimento dos *logs* de eventos disponíveis nos atuais sistemas de informação (AALST *et al.*, 2007; AALST *et al.*, 2012b). Portanto, esta técnica é um campo de pesquisa que se preocupa com a análise *a-posteriori* de um processo de negócio, baseando-se nos registros de sua execução com o objetivo de extrair informações agregadas e de relevância sobre diversos aspectos do processo em análise (GÜNTHER, 2009), abordando, principalmente, os problemas (processos) que apresentam uma lacuna significativa entre o que é prescrito (deveria acontecer) e o que realmente é registrado (acontecimento) (LI *et al.*, 2011).

Nos atuais sistemas de produção, as informações normalmente são armazenadas em *logs* – registros de eventos que capturam e armazenam dados do processo. Ainda que esses dados estejam corretos, é comum que as organizações diagnostiquem o problema por meio de fatos imaginários, não refletindo o verdadeiro comportamento da planta. Nesse contexto, a mineração de processos surge para analisar esses dados e determinar como (*how?*), onde (*where?*), quando (*when?*), quem (*who?*), porque (*why?*) e quais (*what?*) os motivos que acarretaram um determinado comportamento no sistema (SANTOS, 2015). Este tipo de conhecimento é um recurso estratégico para a organização, pois com o uso adequado do mesmo é possível ganhar/criar vantagem competitiva (LI *et al.*, 2011).

Logo, a mineração de processos não só permite que as empresas se beneficiem das informações armazenadas, mas também que as utilizem para verificar a conformidade dos processos, detectar pontos de estrangulamento e prever problemas de execução (SANTOS, 2015). Todavia, para alcançar essa maturidade de análise, o conhecimento gerado deve apresentar qualidade, visto que uma pequena parte incorreta ou inconsistente no *log* de eventos pode afetar todo o trabalho, portanto, a qualidade da mineração de processos tem relação direta com a qualidade dos dados de entrada (LI *et al.*, 2011; WEERDT *et al.*, 2013).

Sob a ótica de aplicação das técnicas de mineração de processos no contexto industrial, Kondo (2012) utiliza dessa metodologia para identificar e caracterizar os comportamentos anormais (falhas) através do histórico de eventos oriundos da planta

industrial. Kurscheidt-Netto (2015) utiliza as técnicas de mineração de processos como apoio ao processo de tomada de decisão na gestão da manutenção, visando identificar e monitorar a condição do equipamento, analisando os desvios no valor do tempo de ciclo de produção, desvios das sequências de atividades de produção e tendências de aumento de probabilidade de eventos relacionados à falha. De maneira similar, porém com foco na descoberta de um modelo probabilístico em redes Bayesianas, Ruschel (2017) aplicou algoritmos de mineração para tratar os dados do chão de fábrica e obter conhecimento sobre a duração das atividades, desvios do processo, variações do tempo de ciclo e evolução da taxa de degradação, objetivando a modelagem do sistema.

Essas aplicações corroboram o estudo de Aalst *et al.* (2004), dado que, no que diz respeito a capacidade de análise da mineração de processos, os autores evidenciam duas características principais:

- Pode ser usada como uma ferramenta para descobrir como as pessoas executam suas atividades ou como os procedimentos realizam suas funções;
- Pode ser usada como uma análise *Delta* (diferença), ou seja, compara-se o processo real com algum processo predefinido (idealizado).

Como a mineração de processos é uma disciplina que fornece um importante elo entre a mineração de dados com a modelagem e análise de processos de negócios (AALST *et al.*, 2012b), é comum que esta técnica seja utilizada para disparar os procedimentos de reengenharia dos processos ou para configurar os sistemas de informação voltados à processo (AALST *et al.*, 2004). Sendo assim, algumas informações são necessárias para executar a mineração de processos, as quais podem ser consideradas básicas, porém essenciais aos algoritmos de análise. Logo, para cada evento armazenado, Aalst *et al.* (2007) comenta que:

- Cada evento refere-se a uma atividade, ou seja, uma etapa bem-definida no processo;
- Em cada registro um *case* é associado, isto é, uma instância do processo;
- O evento pode ter um executante/originador (recurso), ou seja, uma pessoa que executa ou inicia a atividade;
- Os registros devem conter um *timestamp* (informações de dia e hora) e serem ordenados (estruturados).

Em suma, o Quadro 6 consolida e apresenta, de maneira genérica, as informações mínimas requeridas para executar a mineração de processos. Todavia, sabe-se que nem sempre os *logs* contêm todos os campos preenchidos e, neste caso, o analista deve optar por desconsiderar/excluir o registro (como, por exemplo, *case*, atividade e/ou recurso) ou interpolar o evento (aplicado somente ao *timestamp*).

Case ID	Atividade ID	Recurso ID	Timestamp
Case 1	Atividade A	Funcionário 1	01/jan/2019 – 15:01
Case 2	Atividade A	Funcionário 1	01/jan/2019 – 15:12
Case 3	Atividade B	Funcionário 2	01/jan/2019 – 16:03
Case 3	Atividade B	Funcionário 3	01/jan/2019 – 16:07
Case 1	Atividade B	Funcionário 4	01/jan/2019 – 18:25
Case 1	Atividade C	Funcionário 1	02/jan/2019 – 09:23
Case 2	Atividade A	Funcionário 4	02/jan/2019 – 10:34
(...)	(...)	(...)	(...)

Quadro 6 – Exemplo de um *log* de eventos.

Fonte: adaptado de Aalst *et al.* (2007).

Durante as simulações (etapa que será abordada na seção 6.1), utiliza-se de um modelo criado em redes de Petri colorida (do inglês, “*Coloured Petri Nets*” (CPN)) para simular um processo discreto – produção de peças. A estrutura do *log* de eventos usada para extração de conhecimento por meio das técnicas de mineração de processos é exibida no Quadro 7. Como pode ser observado, são apresentadas as atividades executadas para a instância de identificação “191”, pois esta contém eventos de falha e parada durante a execução.

CaseID	TaskID	Eventtype	Timestamp	Produto
191	Aguardando Máquina	Completo	31/10/2018 19:52	Produto10
191	Máquina Ociosa	Completo	31/10/2018 19:52	Produto10
191	Trabalhar	Completo	31/10/2018 19:52	Produto10
191	Falha durante o trabalho	Completo	31/10/2018 19:59	Produto10
191	Máquina Ociosa	Completo	31/10/2018 19:59	Produto10
191	Trabalhar	Completo	31/10/2018 19:59	Produto10
191	Retirar Produto	Completo	31/10/2018 19:59	Produto10
191	Parada Operacional	Completo	31/10/2018 20:01	Produto10
191	Peça Produzida	Peça Boa	31/10/2018 20:01	Produto10
192	Aguardando Máquina	Completo	31/10/2018 19:54	Produto10
(...)	(...)	(...)	(...)	(...)

Quadro 7 – Estrutura do *log* de eventos obtido do processo simulado.

Fonte: o autor.

Com base nessas informações, as colunas podem ser compreendidas como:

- “CaseID”: faz referência ao case (ou instância do processo), ou seja, apresenta as ações executadas para a peça (ou ordem de produção) “n”;
- “TaskID”: se diz respeito as atividades executadas no processo e gravadas no *log* de eventos;
- “Eventtype”: consiste na informação de quando a atividade iniciou e finalizou; útil para calcular o tempo de reparo e tempos de produção;
- “Timestamp”: marca de tempo que representa a causalidade entre as tarefas, sendo utilizada também para dispor as atividades em uma escala temporal;
- “Produto”: faz referência ao tipo de produto que está sendo produzido naquela linha de produção.

Uma vez que o *log* de eventos tenha sido compreendido e que as informações mínimas requeridas estejam disponíveis, Aalst (2011a) sugere um *framework*, que pode ser visualizado na Figura 15, apresentando o contexto da mineração de processos.

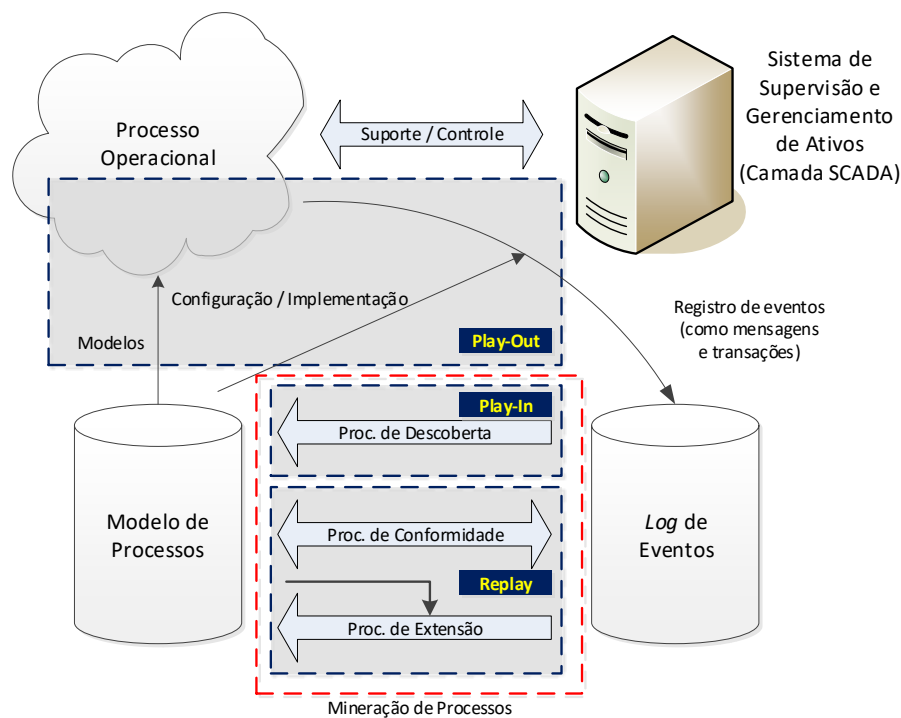


Figura 15 – *Framework* da mineração de processos.

Fonte: adaptado de Aalst (2011a).

De maneira macro, são exibidos onde e como essa metodologia pode ser aplicada, a origem dos dados de entrada, as saídas desejadas, e os elementos de tecnologia da informação e recursos organizacionais envolvidos. Analisando esse *framework*, observa-se que existem algumas classificações adicionais para as técnicas de mineração de processos (“*play-in*” e “*replay*”; e descoberta, conformidade e extensão). Estas são definidas e interpretadas como (GÜNTHER, 2009; AALST, 2011a; SANTOS, 2015):

- *Play-In*: um modelo de processo é construído a partir da consolidação e execução de um *log* de eventos, ou seja, analisa-se a frequência e sequência de um comportamento e, automaticamente, infere-se um modelo para ele;
 - **Descoberta** (“*discovery*”): a primeira das três classificações a estar disponível aos analistas e, portanto, a mais intuitiva; a partir de um *log* de eventos, um modelo de processos é minerado, identificado e modelado, isto é, não existe um modelo *a-priori*, a construção deste é realizada a partir da leitura das informações disponíveis por meio das observações;
- *Replay*: visa (re)executar a realidade, ou seja, realiza comparações entre o modelo real e o registro de eventos;
 - **Conformidade** (“*conformance*”): existe um modelo *a-priori*, o qual é comparado com o modelo extraído do *log*; o objetivo é encontrar os desvios entre eles, ou seja, uma análise é realizada para verificar o quão próximo o modelo analítico (referência) está do conjunto de observações (modelo minerado o qual representa a realidade);
 - **Extensão** (“*extension*”): existe um modelo *a-priori*, sendo este aprimorado e enriquecido com novos procedimentos ou perspectivas; visa aumentar e agregar novas informações ao modelo existente com informações extraídas do *log* de eventos.

No que se refere as entradas e saídas das classificações da mineração de processos, o Quadro 8 sintetiza as mesmas de tal forma que: i) as técnicas de descoberta necessitam apenas de um *log* para produzir o modelo; ii) no que tange os métodos de conformidade, faz-se necessário entrar com o *log* e o modelo, sendo que o resultado (saída) consiste em informações de diagnóstico, exibindo diferenças e semelhanças entre modelo e *log*; e, iii) por fim, as técnicas de enriquecimento (reparo

ou melhoria) também exigem o *log* e o modelo na entrada, mas dessa vez a saída apresenta um modelo otimizado (“melhorado”) (AALST *et al.*, 2012b).

Entrada	Método	Saída
Log de eventos	Descoberta	Modelo
Log de eventos	Conformidade	Diagnóstico
Modelo		
Log de eventos	Extensão	Novo modelo
Modelo		

Quadro 8 – Tipos da mineração de processo: entradas e saídas.

Fonte: adaptado de Aalst (2012b).

As técnicas de mineração de processos, em contraste com outros métodos de análise, podem fornecer informações precisas e factuais sobre o processo, sem depender do modelo idealizado da realidade (GÜNTHER, 2009), tornando-se uma importante ferramenta para organizações modernas que desejam gerenciar processos operacionais não-triviais (AALST, 2011b). Portanto, esses fatos evidenciam que a mineração de processos é uma ferramenta poderosa para uma análise “*as-is*” do processo, ou seja, uma imagem/visão precisa da situação atual da planta, a fim de tirar as conclusões apropriadas (GÜNTHER, 2009).

Apesar dos diversos pontos positivos em relação a esta técnica *a-posteriori*, estudos apontam algumas limitações, as quais são sumarizadas em (AALST, 2011b; DRIESSEN, 2017):

- A análise é completamente dependente da disponibilidade e qualidade dos dados de entrada, os quais podem ser imprecisos, incorretos, irrelevantes ou faltar informações;
- Não existem exemplos negativos, ou seja, um *log* exhibe o que tem acontecido, mas não registra o que não deve acontecer;
- Devido a simultaneidade, *loops* e escolhas, o espaço analisado tem uma estrutura complexa, todavia, normalmente, o *log* contém apenas uma fração de todos os comportamentos possíveis;
- Não existe uma relação evidente entre o tamanho/complexidade do modelo com o seu comportamento;
- Faz-se necessário balancear, normalmente, quatro critérios qualitativos concorrentes:

- *Fitness*: capacidade de gerar o comportamento observado;
- Simplicidade: evitar modelos grandes e complexos;
- Precisão: evitar modelos muito genéricos (“*underfitting*”);
- Generalização: evitar modelos muito específicos (“*overfitting*”).

Em suma, os modelos extraídos por ferramentas de mineração de processos podem ser usados como um ponto de partida durante a implantação de sistemas que suportam a execução de processos e/ou como um mecanismo de *feedback* para verificar o modelo de processo prescrito contra o modelo real, descobrindo modelos compreensíveis em situações/processos complexos, tanto *offline* (dados de entrada são um conjunto de dados isolados/datados), quanto *online* (existe uma conexão direta entre o *software* de mineração de processos e a fonte de dados) (MEDEIROS *et al.*, 2007; DRIESSEN, 2017).

Os *softwares* de mineração (comerciais e acadêmicos) disponíveis para *download* são diversos, entre eles: ProM, Disco (Fluxicon), ARIS Process Performance Manager (Software AG), ProcessAnalyzer (QPR), Perceptive Process Mining (Perceptive Software), Celonis, entre outros (RUBIN *et al.*, 2014). No contexto desse trabalho, apenas dois deles serão abordados na sequência: ProM (acadêmico) e Disco (comercial).

4.1.PROM

Um dos principais *softwares* dedicados a mineração de processos é o ProM (*Process Mining Framework*), o qual é um programa *open-source* genérico com ferramentas que suportam uma grande variedade de técnicas de mineração de processos em forma de *plug-ins* (SANTOS, 2015).

De acordo com Günther (2009), esta plataforma apresenta alguns benefícios, a saber:

- Fornece um *framework* de aplicação comum, simplificando o desenvolvimento de interfaces do usuário para técnicas de mineração e disponibilizando um grande conjunto de funcionalidades em um único local;
- Baseia-se em *plug-ins*, ou seja, as análises são customizadas e estão em constante desenvolvimento;

- Fornece uma ampla variedade de linguagens para a modelagem dos processos, entre elas: redes de Petri, redes heurísticas, redes organizacionais (recursos), entre outras;
- Baseia-se na ideia de um conjunto de objetos comum e compartilhado, isto é, um *plug-in* pode aproveitar a funcionalidade e/ou saída de outro aplicativo – desde que sejam executados em sequência.

A versão 5.2 deste *software* contém 277 *plug-ins* presentes em diversas categorias: mineração (37), análise (93), importação (23), exportação (46), conversão (45) e filtro de registros (33). Estas classificações são definidas por Aalst *et al.* (2007) como:

- Mineração: implementam algum algoritmo de mineração, por exemplo, construção de uma rede de Petri com base em *log* de eventos;
- Análise: responsáveis por analisar os resultados dos *plug-ins* de mineração, por exemplo, grafo de abrangência/cobertura;
- Importação: implementam a funcionalidade de “abrir” para objetos exportados;
- Exportação: dedicados a funcionalidade de “salvar como” para alguns objetos, por exemplo, salvar uma análise em um formato de arquivo compatível para leitura em uma planilha eletrônica;
- Conversão: responsáveis por realizar conversões entre dados de diferentes formatos;
- Filtros: implementam filtros no *log* de entrada, por exemplo, *cases* completos.

Em suma, o ProM tem provado ser uma plataforma viável para o avanço da mineração de processos, tanto na pesquisa quanto na prática, pois pesquisadores e desenvolvedores podem facilmente implementar suas técnicas e alavancar outras funcionalidades na plataforma para suportar seus resultados (GÜNTHER, 2009).

4.2. DISCO

Considerada uma ferramenta comercial para mineração de processos, o Disco, desenvolvido pela Fluxicon®, apresenta alguns recursos interativos para o usuário,

incluindo a descoberta automatizada de processos, animação de mapas processuais, filtragem de *log* de eventos com diversos parâmetros, gerenciamento de projetos e estatísticas detalhadas (KEBEDE, 2015), sendo este *software* escolhido para análise em alguns projetos devido a sua simplicidade, usabilidade e performance ao lidar com *logs* grandes (RUBIN, 2014).

Essa plataforma considera apenas a perspectiva de processo na mineração, portanto, os requisitos mínimos exigidos em um *log* para análise são: *case ID* (instância do processo), atividade (um passo/mudança de estado) e *timestamp* (quando a atividade ocorreu) (ROZINAT, 2018).

Um dos principais diferenciais do *software* Disco é que ele fornece um mapeamento automático (descoberta) do processo quando o *log* é importado para o sistema, facilitando a implementação de filtros e inspeção dos atributos em paralelo ao modelo *fuzzy* minerado (KEBEDE, 2015). Adicionalmente, com a animação oferecida por esse *software*, os gargalos do processo podem ser facilmente identificados, sendo indicado para iniciantes ou usuários generalistas devido a simplicidade e rapidez de processamento do *log* de eventos.

4.3. CONSIDERAÇÕES

As técnicas de mineração de processos estão ganhando visibilidade e tendem a serem utilizadas cada vez mais nas companhias, pois conseguem modelar o processo executado por meio da leitura e interpretação do *log* de eventos. Dessa maneira, os dados coletados e armazenados pelos sistemas informacionais da Indústria 4.0 podem ser convertidos em conhecimento, adicionando valor às informações do chão de fábrica.

Assim sendo, muitos são os “conhecimentos” que podem ser extraídos da planta industrial, entre eles: sequência real de execução das atividades, recursos envolvidos no processamento das ações, tempo de duração de cada tarefa, causalidade das atividades, comparação e avaliação de modelos (“*as-is*” vs. “*to-be*”), extração de dados oriundo do processo para outras análises, entre muitos outros.

No contexto deste trabalho, as técnicas de mineração de processos são utilizadas para leitura dos *logs* de eventos para extração de dados operacionais do chão de fábrica, como, por exemplo, tempo médio entre falhas, tempo médio entre

paradas, quantidade de paradas planejadas e/ou não-programadas, equipamentos com comportamento anormal ou com atividade excessiva, entre outras informações.

Em suma, o uso da mineração de processos fornece uma maior robustez ao desenvolvimento deste projeto de pesquisa, visto que se consegue ter uma visão real do chão de fábrica, pois os valores dos indicadores são encontrados nos *logs* de eventos e interpretados a partir deles. Portanto, essas técnicas corroboram a aplicação e validação da “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade.

5. METODOLOGIA DE UMA ABORDAGEM QUALI-QUANTI DINÂMICA

Conforme apresentado na seção 1.3, as indústrias estão passando pela era da Transformação Digital, fato este que tem sido impulsionado fortemente pelas práticas difundidas na Indústria 4.0. Nesse contexto, o conceito da pirâmide de automação (Indústria 3.0) também está em um processo de transformação, sendo que o resultado esperado se assimila a um pilar, motivo o qual do reconhecimento como “pilar de automação” (i4.0), conforme pode ser visualizado na Figura 16.

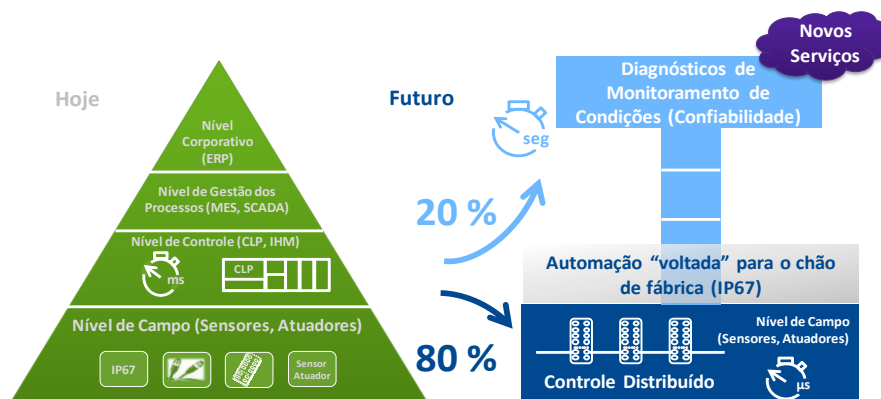


Figura 16 – Monitoramento baseado no diagnóstico dos dispositivos de campo.

Fonte: adaptado de Schoepf (2016).

Nesta imagem, algumas informações importantes são extraídas, dentre elas:

- i. Descentralização: a tendência é que se utilize o controle distribuído para gestão dos dispositivos de campo;
- ii. Inteligência (“*smart devices*”): o número de sensores e atuadores considerados “inteligentes” é representativo no sistema;
- iii. Conectividade: a conexão entre o chão de fábrica e os sistemas de gerenciamento são essenciais e críticos no processo;
- iv. Confiabilidade: o diagnóstico tende a ser baseado no monitoramento da condição, logo, é necessário assegurar a confiabilidade dos componentes e equipamentos.

Conforme apresentado na Figura 16, a nova estrutura informacional dos processos de automação é capaz de gerar uma grande quantidade de dados, visto que muitos equipamentos de campo conseguem criar e armazenar os registros de

eventos. Todavia, na grande maioria dos casos, não há conhecimento envolvido, isto é, ainda é necessário processar/converter os dados brutos em informação e, na sequência, em conhecimento para que o usuário seja capaz de entender e interpretar os dados provenientes do processo industrial (SANTOS *et al.*, 2018). Portanto, conforme afirma Dong (2013), a era do “*Big Data*” cria uma consequência inevitável da capacidade de gerar, coletar e armazenar dados digitais em uma escala sem precedentes, e o desejo concomitante de analisar e extrair o valor desses dados para tomada de decisões.

Em complemento a esta nova visão da Automação, normativas mundiais agregam importantes tópicos relacionados ao tema, sendo que a ISO-55000 fornece conceitos sobre o gerenciamento de ativos. Nesse contexto, os objetivos da gestão de ativos devem ser específicos, mensuráveis, realizáveis, realistas e com prazo, isto é, uma abordagem “*smart*”, visto que eles podem ser tanto quantitativos como qualitativos (ISO-55002, 2014).

Assim sendo, a “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade ganha destaque como uma maneira de diferenciação e otimização dos recursos, através de análises dinâmicas (rápidas) e adaptáveis (customizáveis) ao processo com o auxílio de ferramentas de apoio à tomada de decisão multicritério, as quais são baseadas em indicadores de performance *quali-quant*.

De acordo com Piechnicki (2018), o processo da MCC pode ser segmentado em três fases:

- i. Seleção do sistema, subsistemas, máquinas e componentes;
- ii. Análise de risco e priorização;
- iii. Definição das tarefas de manutenção.

Em suma, a primeira fase se diz respeito à definição dos recursos e ferramentas de execução, assim como a delimitação das atividades de tal forma a escolher o sistema sob análise. A próxima fase consiste na aplicação de métodos para análise da criticidade dos modos de falha utilizando indicadores de performance qualitativos e quantitativos, com enfoque na análise de risco. Por fim, a última fase faz referência à seleção adequada das tarefas de manutenção mais indicadas aos equipamentos, de tal maneira a melhorar o fator confiabilidade.

Ao realizar um paralelo destas fases com os níveis hierárquicos de análise apresentado na Figura 11 (seção 2.2), no contexto de manutenção considerado, a

primeira etapa faz referência ao nível estratégico, a segunda com o nível tático e, por fim, a terceira com o nível operacional, conforme apresenta a Figura 17. Logo, com o objetivo de delimitar esta pesquisa, o presente trabalho é focado na segunda camada, ou seja, nas decisões táticas, visto que é neste nível que as análises *quali-quantitativa* dos modos de falha e criticidade se apresentam.

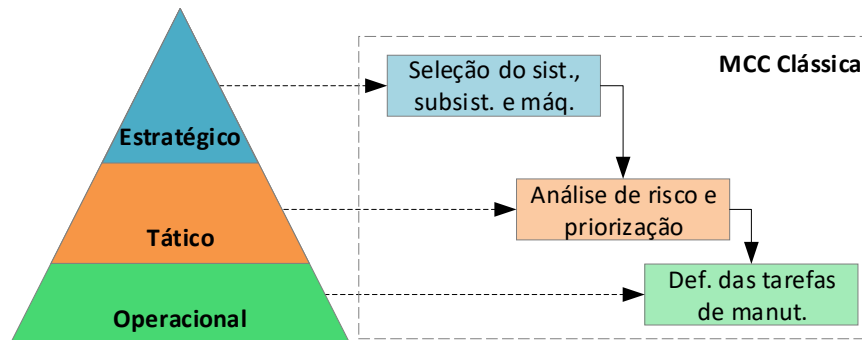


Figura 17 – Relação dos níveis de análise com as fases da MCC.

Fonte: o autor.

Logo, a partir da delimitação do tema proposto, buscou-se nas bases científicas publicações sobre a conciliação de conhecimento *quali-quantitativa* e observou-se que este campo de estudo tem muito para ser explorado, pois, conforme mencionado, muitos dados são gerados nos processos industriais, porém pouco conhecimento é extraído dos mesmos. Adicionalmente, o fator relacionado às tendências tecnológicas foi relevante e decisivo para escolha desse tema/projeto, uma vez que o termo Indústria 4.0 (ou quarta revolução industrial) está em uma abordagem crescente na comunidade científica – conforme revisão sistemática da literatura sobre passado, presente e futuro da Indústria 4.0, publicado por Liao *et al.* (2017), fato este que incentivou o uso da nomenclatura MCC 4.0.

Em específico, a segunda fase de implantação da “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade refere-se ao tratamento informacional do processo. Esta etapa tem por objetivo realizar uma análise de risco dos equipamentos, classificando-os e ranqueando-os, respectivamente, por criticidade com base nos critérios previamente especificados. Portanto, os métodos multicritério são utilizados para elencar quais os indicadores de performance da manutenção serão aplicados e seus respectivos pesos, assim como para classificar e ranquear as alternativas (neste contexto, as máquinas). Se faz necessário reforçar que são executadas duas análises

no último caso, pois a classificação é essencial para a criação de grupos (do inglês, “clusters”) de alternativas, podendo ser considerada o primeiro filtro, e o ranqueamento para determinação final de qual máquina é a mais crítica no processo analisado, segundo e último filtro. Com bases nessas informações, o processo da “smart”-MCC pode criar ações específicas para os equipamentos mais críticos, as quais podem estar previstas, ou não, no planejamento feito pela equipe de manutenção.

Exemplificando, ainda que as máquinas (alternativas) sejam divididas em classes de criticidade, por exemplo, “alta”, “média” e “baixa”, dentro da mesma categoria é necessário ordenar as opções e informar os mantenedores que um determinado equipamento é mais prioritário (*i.e.*, necessita com maior urgência uma ação da manutenção) do que os outros com base nos critérios analisados, os quais podem variar de empresa para empresa. Essa tarefa é essencial para otimizar as atividades dos operadores no que diz respeito a qualidade e assertividade do serviço executado.

Todavia, percebe-se que essas análises, em muitos casos, são feitas de maneira qualitativa, visto que pouco conhecimento é extraído do processo. Em contraste à essa afirmação, Salonen (2011) afirma que as companhias tendem a confiar nas soluções tecnológicas sem levar em consideração os fatores humanos e organizacionais. Assim sendo, é essencial considerar ambos os tipos de informação – qualitativa e quantitativa – na seleção das alternativas em diferentes aplicações e/ou processos. Dessa maneira, na análise de risco e criticidade, o conhecimento *quali-quant* são os *inputs* no processamento da informação, resultando em uma análise mais precisa e concreta do processo industrial analisado.

Graficamente, essa interpretação pode ser visualizada na Figura 18, a qual ilustra de maneira didática a conciliação dos conhecimentos qualitativos (*know-how* do operador, normas técnicas, diretrizes das empresas, entre outros) e quantitativos (dados extraídos da planta por meio das técnicas de mineração de processos, indicadores de performance, entre outros).

Como em todo projeto, o ponto inicial foi um ajuste sincronizado com a teoria obtida de projetos passados *versus* experimentação, ou seja, buscou-se adquirir conhecimento a partir de livros, artigos científicos e projetos realizados e/ou em execução no grupo PPGEPS (Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas) sobre o tema proposto. Com o auxílio da ferramenta de

modelagem funcional IDEF0, as atividades macro e suas entradas, saídas, recursos e controles utilizados para o desenvolvimento deste projeto estão representadas na Figura 19.

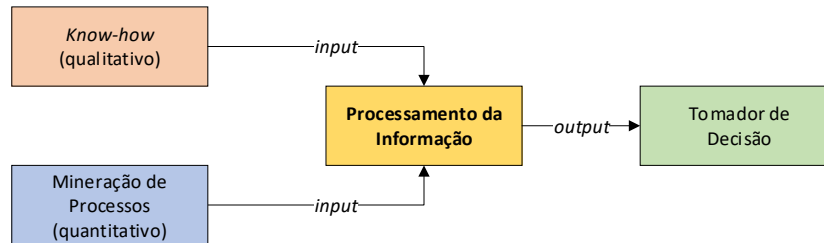


Figura 18 – Conciliação de conhecimento *quali-quantitativo*.

Fonte: adaptado de Santos (2017).

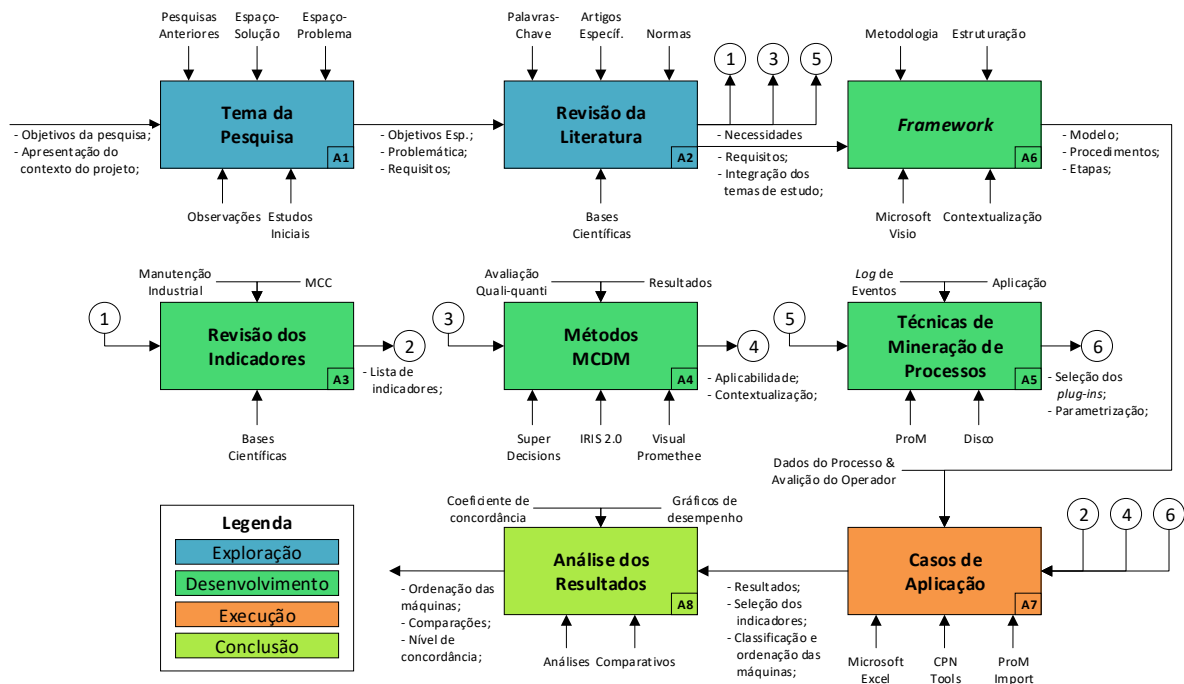


Figura 19 – IDEF0: Fluxograma das atividades desenvolvidas durante o projeto.

Fonte: o autor.

Como pode ser observado, a modelagem apresentada em IDEF0 está segmentada em etapas, as quais consistem em: *exploração* (tema da pesquisa e revisão da literatura), *desenvolvimento* (revisão dos indicadores, métodos MCDM, técnicas de mineração de processos e, por fim, *framework*), *execução* (casos de aplicação) e *conclusão* (análise dos resultados). Em cada bloco, as entradas e saídas são representadas pelas flechas direcionais na horizontal, sendo que as flechas

verticais superiores fazem referência às restrições (controles) de cada atividade e as verticais inferiores aos meios e/ou métodos (recursos) para executar a ação.

5.1. FRAMEWORK PARA AVALIAÇÃO QUALI-QUANTI “SMART”

Com o novo conceito de Indústria 4.0 sendo divulgado e implantado nas indústrias, Piechnicki (2018) afirma que é necessário utilizar uma “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade. A mesma consiste em uma abordagem dinâmica do sistema utilizando-se de indicadores *quali-quant*i para direcionamentos/escolhas mais adequados e assertivos ao processo. Em outras palavras, com base nos indicadores considerados essenciais para a empresa, em termos de desempenho (indicadores disponíveis) e melhorias (novos indicadores), o grupo designado para implantar o conceito da “*smart*”-MCC na organização deve seguir uma sequência de atividades, conforme ilustra a Figura 20.

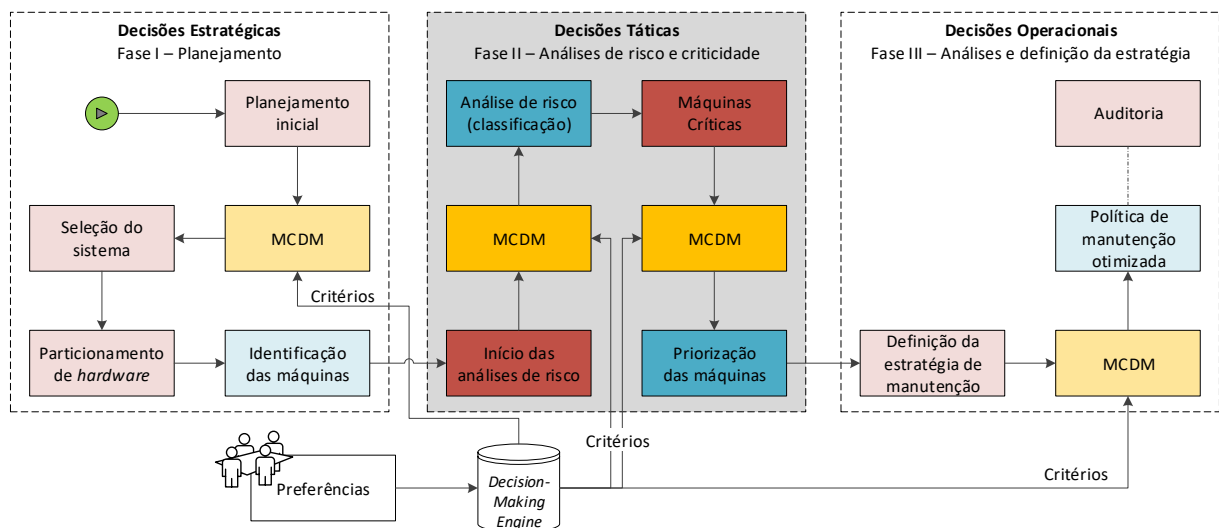


Figura 20 – Etapas de implantação da “*smart*”-MCC.

Fonte: adaptado de Piechnicki (2018).

Com o intuito de delimitar e segmentar a problematização em pequenas partes, como já mencionado, esse trabalho está focado na Fase II da “*smart*”-MCC, a qual é responsável por tomar decisões a nível tático, objetivando o desenvolvimento da análise de risco e priorização (classificação e ordenação) das máquinas em relação a sua criticidade. Portanto, nesse contexto, a inteligência (“*smart*”) na análise faz

referência a adaptabilidade e realimentação desta fase, sendo capaz, inclusive, de (re)organizar a criticidade das máquinas em decorrência à um evento interno ou externo (como, por exemplo, mudança da estratégia organizacional, falha de um processo paralelo, adoção de novas normas regulamentadoras, certificações de qualidade, entre muitos outros fatores que possam influenciar o grau de criticidade dos equipamentos).

Dado o ambiente de análise, a Figura 21 apresenta o *framework* desta pesquisa, o qual ilustra as etapas específicas sob uma ótica processual, listando os indivíduos e/ou fontes informacionais envolvidos e exibindo as matrizes decisoriais utilizadas para a ordenação dos equipamentos por ordem de criticidade.

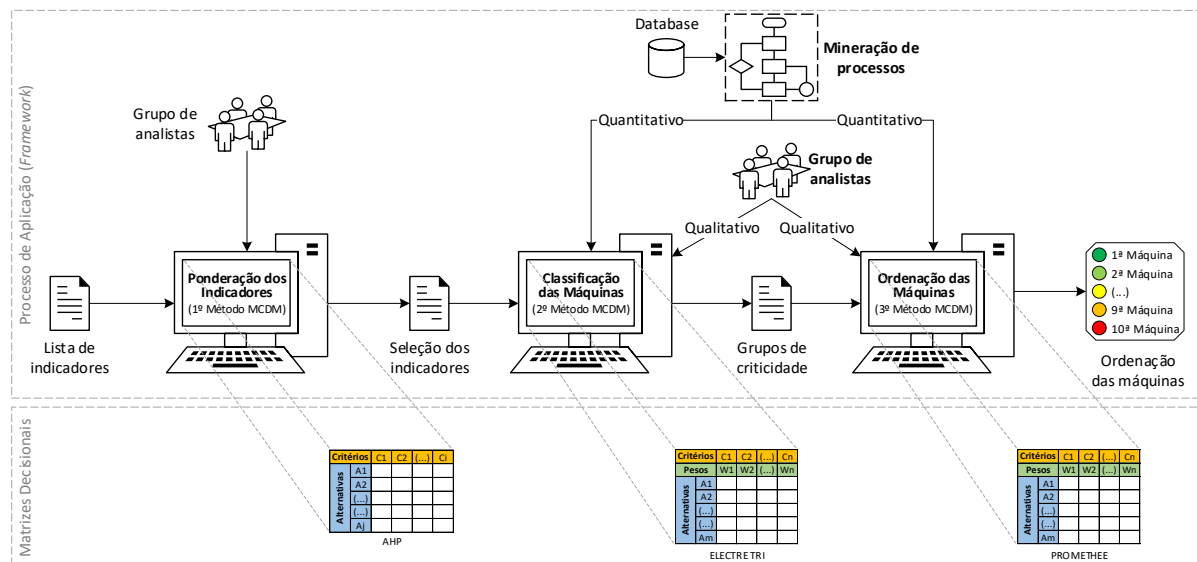


Figura 21 – *Framework* para abordagem *quali-quantitativa*.

Fonte: o autor.

Em suma, a partir de uma lista de indicadores disponíveis para escolha, a equipe multidisciplinar aplica o primeiro método multicritério para seleção dos indicadores e definição do peso (análise estritamente qualitativa). Uma vez que os MPI's estejam escolhidos, estes são utilizados como critérios no(s) próximo(s) método(s) multicritério(s), sendo estas etapas responsáveis por classificar e/ou ordenar os equipamentos em relação à criticidade (análise *quali-quantitativa*). Os valores para esses critérios, ou seja, os valores dos indicadores de performance são extraídos do processo analisado, sendo os indicadores quantitativos obtidos por meio de

técnicas de mineração de processos e/ou estatísticas e os indicadores qualitativos através de entrevistas e/ou questionários com o usuário e/ou grupo de especialistas.

Todavia, observa-se que para aplicar essa metodologia é necessário que a Manutenção tenha alcançado um nível de maturidade aceitável, sendo este considerado um fator crítico para decisão de implantação, ou não, desta nova prática. No contexto apresentado, o nível de maturidade da empresa refere-se à disponibilização dos indicadores mínimos requeridos e aos procedimentos e tarefas bem definidos para os envolvidos no processo.

Como mencionado, um conjunto de indicadores estarão disponíveis para escolha ao grupo de analistas com o intuito de avaliar o sistema e equipamentos sob análise. Esses indicadores, os quais serão apresentados na seção 5.2 deste documento, necessitam ser escolhidos com base em entradas qualitativas, ou seja, por meio da opinião dos indivíduos participantes. Logo, um método que supre essa requisição é o AHP, pois além da facilidade de implantação, utilização e análise, esta técnica também fornece a distribuição percentual de preferência das alternativas, isto é, a saída do modelo ordena as opções atribuindo um valor numérico a cada uma. Esses valores são utilizados como peso no(s) próximo(s) método(s) multicritério, portanto, existe uma relação direta entre os métodos MCDM de análise.

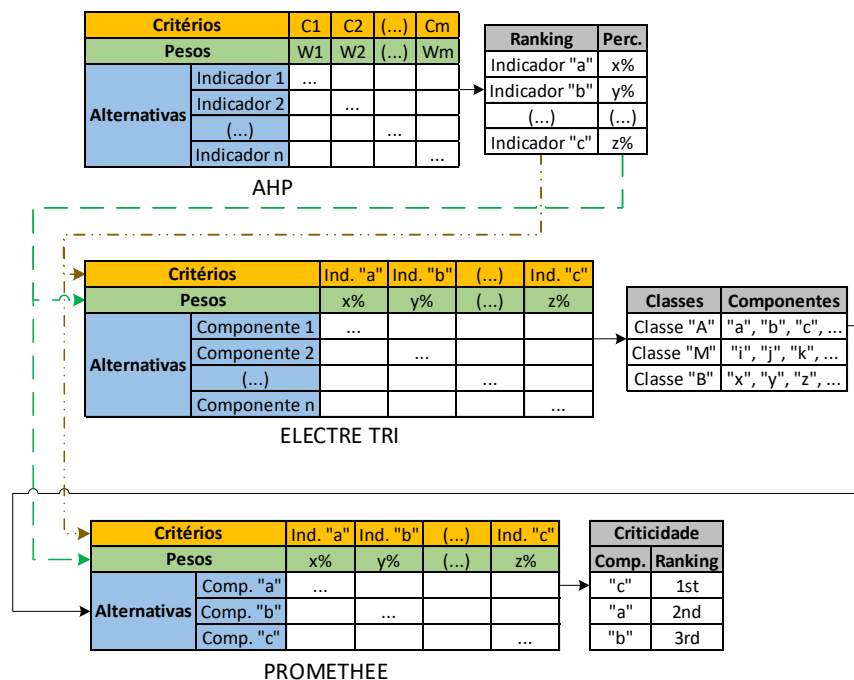


Figura 22 – Sequência de métodos MCDM aplicados.

Fonte: o autor.

A partir deste ponto, observa-se que existe uma transição de compreensão dos indicadores, visto que no método AHP eles são utilizados como alternativas e nos outros métodos eles são usados como critérios avaliativos, conforme apresenta a Figura 22. Como comentado, o uso integrado desses métodos foi utilizado para extrair as características mais fortes de cada metodologia, sendo o AHP para ponderação dos critérios, o ELECTRE TRI para agrupamento das alternativas e o PROMETHEE para ordenação final.

Uma vez que os indicadores tenham sido escolhidos, a próxima etapa é coletar as métricas do processo e inseri-las na matriz decisional para agrupamento das máquinas com maior criticidade. Essa tarefa é essencial quando a quantidade de elementos no sistema sob análise é grande, ou seja, existe uma dificuldade explícita de segregação do limiar de criticidade entre um equipamento e outro. Logo, no contexto apresentado, o método ELECTRE TRI apresenta essa característica de ordenação e classificação das alternativas em relação aos critérios pré-definidos. Ressalta-se novamente que essa etapa somente é necessária quando o sistema contém um elevado número de equipamentos, portanto, em processos mais simples essa etapa pode ser omitida sem afetar o desempenho global de avaliação.

Na sequência, visando o ranqueamento final das máquinas, uma análise é executada para avaliar e elencar quais as opções mais críticas no sistema. Assim, com base nos indicadores definidos pelo grupo de analistas, o grupo da MCC atribui os valores medidos (quantitativos) e/ou opiniões (qualitativos) aos mesmos visando a confiabilidade dos componentes, máquinas e, por consequência, do sistema. Para tanto, o método PROMETHEE é usado com o intuito de obter a ordenação final dos equipamentos em relação aos critérios e valores informados – seja sob a ótica de uma avaliação global, isto é, sem a classificação prévia do método ELECTRE TRI, ou seja, sob uma análise refinada, isto é, após a aplicação e classificação do método ELECTRE TRI.

Graficamente, esses passos de aplicação são ilustrados na Figura 23. Conforme pode ser observado, a imagem exhibe a ferramenta utilizada em cada procedimento, assim como o resultado e um breve descritivo de cada atividade. Como apresentado, entre as atividades de ponderação (método AHP) e classificação (método ELECTRE) há outras ações intermediárias. Estas visam preparar o modelo e extrair conhecimento do *log* de eventos por meio dos algoritmos de mineração.

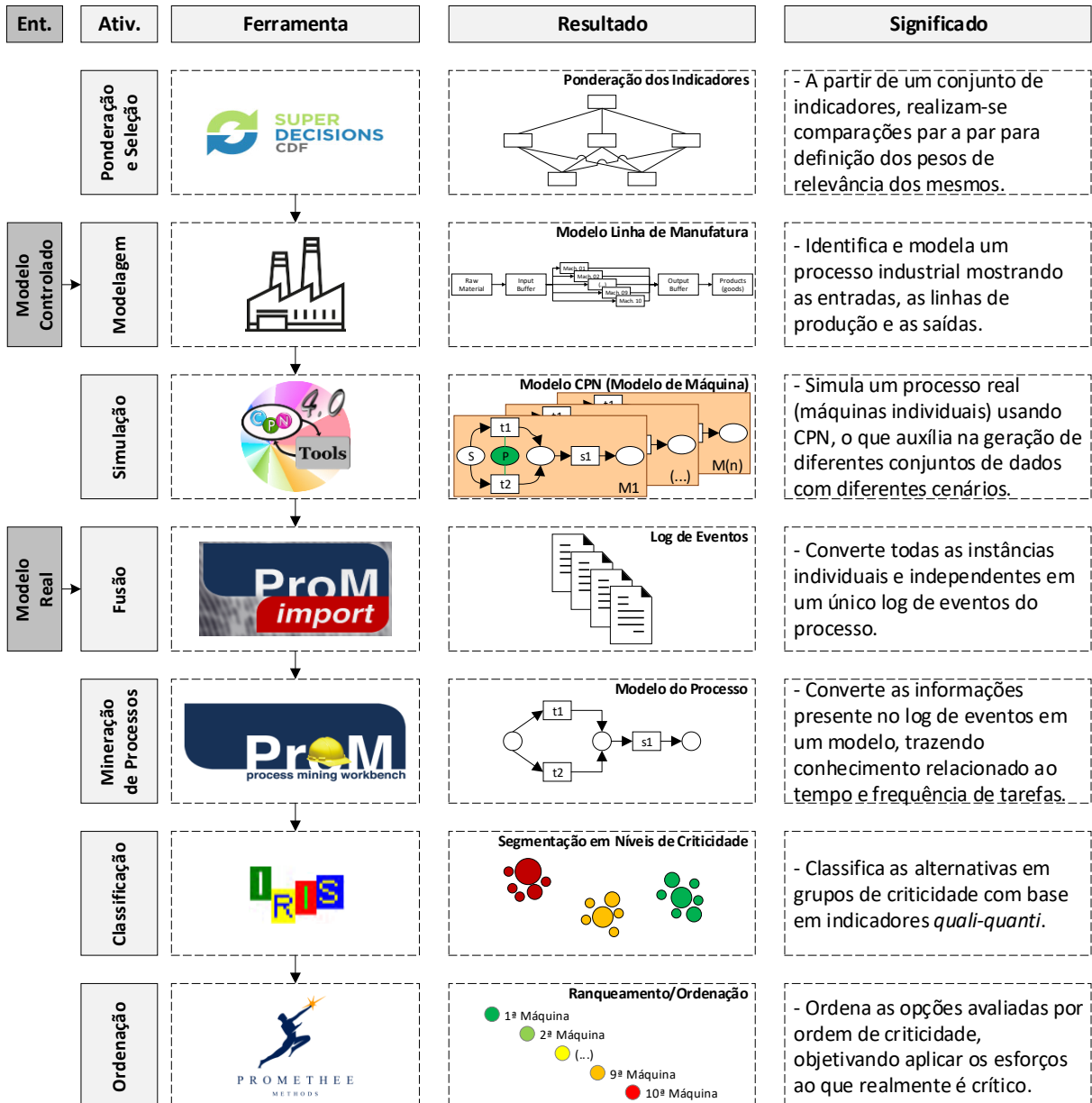


Figura 23 – Procedimentos para simulação e análise do processo.

Fonte: o autor.

Ainda em relação a essa imagem, nota-se que após a ponderação e seleção dos indicadores, executa-se a atividade de modelagem, visando identificar os componentes do sistema. Na sequência, a tarefa de simulação tem por objetivo gerar os registros de eventos do modelo discreto. A próxima atividade, denominada fusão, consiste em converter as instâncias em arquivo único para extração de conhecimento e identificação de padrões de comportamento. Por fim, a última ação antes do segundo método MCDM, refere-se na aplicação dos algoritmos de mineração sob o *log* de eventos para extração de informações relacionadas ao ciclo de produção e

frequência das atividades do processo. Complementando, as últimas duas ações dizem respeito à classificação das alternativas em grupos de criticidade (método ELECTRE TRI) e ordenação final das máquinas (método PROMETHEE).

Em suma, utilizar métodos multicritério para tomada de decisão objetivando a classificação e ordenação das máquinas por ordem de criticidade permite que as análises de risco tenham robustez e credibilidade, pois consegue-se utilizar os recursos (pessoas, máquinas, produção, etc.) de maneira eficiente e otimizada de tal forma que exista o fator confiabilidade no processo e, conseqüentemente, no sistema.

5.2. SELEÇÃO DOS INDICADORES

Conforme apresentado na seção 2.2, indicadores são medidas, na grande maioria numéricas, utilizados para controlar e/ou melhorar os processos. Todavia, indicadores qualitativos são parte integrante nos atuais sistemas de produção, logo, eles também servem como métricas de desempenho e/ou qualidade.

Normalmente, os indicadores são customizáveis para cada companhia com base nos objetivos gerais da organização. Assim sendo, existem diversos MPI's e KPI's (*Key Performance Indicators*) disponíveis para medição, controle e melhoria dos processos. Nesse contexto, faz-se necessário delimitar/definir alguns indicadores essenciais e básicos para o processo da Manutenção Centrada em Confiabilidade 4.0, assim sendo, é recomendado a companhia ter, medir e disponibilizar alguns desses indicadores – idealmente, todos os indicadores apresentados a seguir deveriam estar disponíveis para consulta.

A escolha dos indicadores foi realizada por meio da Revisão Sistemática da Literatura (RSL) presente em Piechnicki (2018), porém com contribuição do grupo envolvido neste projeto de pesquisa, o qual é composto por um doutorando (Piechnicki, F.) e um mestrando (Santos, C. F., autor desta pesquisa), sendo estes supervisionados por um orientador (Loures, E. F. R.) e um co-orientador (Santos, E. A. P.). Nessa RSL, os autores elegem 30 artigos acadêmicos, conceituados e atuais, relacionados com a MCC. O objetivo da RSL é extrair os indicadores, medidas ou métricas que são listados nestes trabalhos científicos, agrupá-los, determinar a unidade de medida e segmentá-los em qualitativos ou quantitativos. As bases de dados consultadas para coleta dessas informações foram a *Science Direct*, *Emerald*,

Scopus e *Web of Science*, sendo que o período de análises foi para publicações realizadas a partir de janeiro/2007 até junho/2018.

Ao total, 50 indicadores foram identificados nessa RSL, porém muitos deles, apesar de apresentarem nomes diferentes, referem-se à mesma medida/informação. Portanto, foi possível agregá-los em 25 diferentes indicadores, os quais podem ser visualizados no Quadro 9.

Grupo	Indicador	Uni. de Medida	Característica		ID#
			Quali.	Quanti.	
Performance do equipamento	<i>Failure Rate (λ)</i>	Falhas/tempo		X	01
	<i>Maintainability</i>	Nível/peso	X		02
	<i>Mean Time Between Downing Events</i>	Tempo médio		X	03
	<i>Mean Time Between Maintenance</i>	Tempo médio		X	04
	<i>Mean Time to Failure</i>	Tempo médio		X	05
	<i>Mean Time to Repair</i>	Tempo médio		X	06
	<i>Number of Stops</i>	Quantificável		X	07
	<i>Overall Equipment Effectiveness</i>	Percentual		X	08
	<i>Probability of Failures</i>	Percentual		X	09
	<i>Sensor Measurements</i>	Quantificável		X	10
	<i>Mean Time Before Failures</i>	Tempo médio		X	11
Performance de custo	<i>Economic Cost Risk</i>	Nível/peso	X		12
	<i>Maintenance Cost</i>	Valor monetário		X	13
	<i>Production Cost</i>	Valor monetário		X	14
	<i>Security Cost</i>	Valor monetário		X	15
Performance do processo	<i>Availability</i>	Percentual		X	16
	<i>Mean Downtime</i>	Tempo médio		X	17
	<i>Mean Uptime</i>	Tempo médio		X	18
	<i>Reliability</i>	Percentual		X	19
	<i>Total Operation Time</i>	Tempo		X	20
Avaliação de risco	<i>Detection Rating</i>	Nível/peso	X		21
	<i>Environmental Rating</i>	Nível/peso	X		22
	<i>Occurrence Rating</i>	Nível/peso	X		23
	<i>Safety Rating</i>	Nível/peso	X		24
	<i>Severity Rating</i>	Nível/peso	X		25

Quadro 9 – Lista de indicadores da “smart”-MCC.

Fonte: adaptado de Piechnicki (2018).

Os mesmos também foram reunidos em grupos para auxiliar na organização, visualização, classificação e coleta de informações e opiniões do processo industrial e dos especialistas, respectivamente. Os grupos estão divididos em performance do equipamento (indicadores que avaliam informações estritamente das máquinas),

performance de custo (indicadores que tendem a apresentar uma avaliação global dos equipamentos, inclui também os custos relacionados ao valor homem-hora gasto), performance do processo (referem-se aos indicadores globais do processo) e avaliação de risco (indicadores relacionados com a confiabilidade do equipamento, sendo utilizados também para mitigar e eliminar potenciais pontos de falhas).

Além dos indicadores apresentados, a companhia pode optar por adicionar mais métricas para avaliação, customizando o ambiente de análise, pois: i) o número máximo de indicadores para uso nos métodos MCDM não é definido; ii) o *framework*, devido a sua flexibilidade, considera que possam ocorrer alterações (adição e/ou exclusão) dos indicadores; e, iii) outros fatores podem ser considerados válidos e importantes ao processo sob análise.

Considerando que não exista nenhuma referência de indicadores na companhia, ou seja, não se sabe ainda quais indicadores são os mais importantes no momento atual de análise, recomenda-se o uso do método AHP para seleção dos MPI's/KPI's que serão utilizados nos procedimentos futuros. Para tanto, sugere-se a estrutura hierárquica apresentada na Figura 24 para escolha dos mesmos.

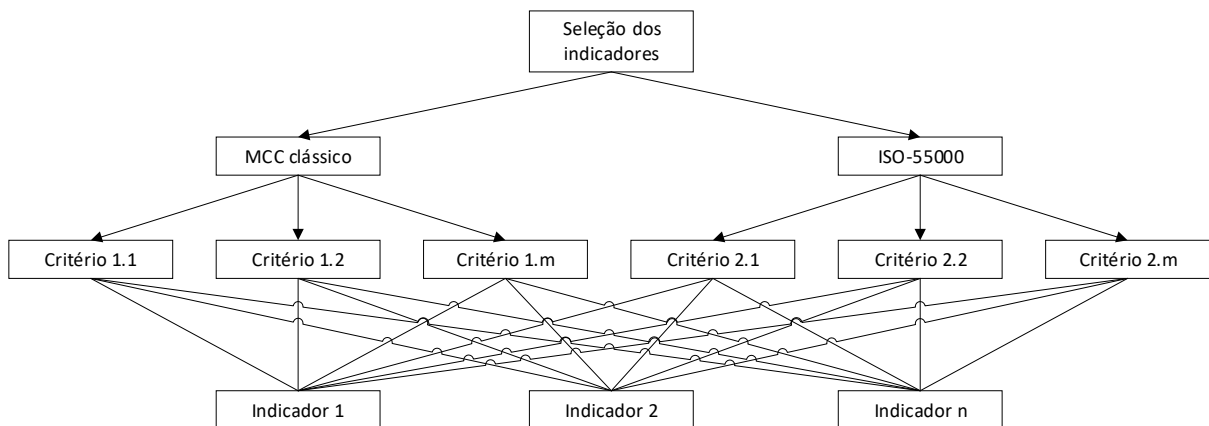


Figura 24 – Estrutura hierárquica para seleção dos indicadores: método AHP.

Fonte: o autor.

Como pode ser visualizado, os critérios utilizados para seleção dos indicadores são agrupados em: MCC clássico (análise de risco visando a confiabilidade do equipamento) e ISO-55000 (abordagem relacionada à gestão de ativos, no que tange a identificação de riscos e oportunidades). Ao mesclar esses critérios, consegue-se ter um melhor controle do processo ponderando o que é mais importante para a companhia. A matriz decisional relacionada com esta análise multicritério pode ser

visualizada no Quadro 10, onde os parâmetros oriundos da MCC são não-operacionais (C₁), operacionais (C₂), humanos (C₃) e segurança/ambientais (C₄), e os relacionados com a ISO-55000 são negócios (comerciais) (C₅), financeiros (C₆), regulatórios (normas e/ou diretrizes) (C₇) e necessidades/expectativas (C₈).

Alternativas	MCC clássico				ISO-55000			
	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆	C ₇	C ₈
Indicador 1	a ₁₁	a ₁₂	a ₁₃	a ₁₄	a ₁₅	a ₁₆	a ₁₇	a ₁₈
Indicador 2	a ₂₁	a ₂₂	a ₂₃	a ₂₄	a ₂₅	a ₂₆	a ₂₇	a ₂₈
(...)
Indicador n	a _{n1}	a _{n2}	a _{n3}	a _{n4}	a _{n5}	a _{n6}	a _{n7}	a _{n8}

Quadro 10 – Matriz decisional para seleção dos indicadores.

Fonte: o autor.

Como este é o primeiro método multicritério aplicado, possivelmente, a empresa não tem os pesos de cada critério, logo, a avaliação par a par proposta pelo método AHP auxilia o usuário/grupo a determinar qual a preferência entre as opções exibidas de maneira simples, fácil e confiável. Ressalta-se que os indicadores e critérios apresentados nesta seção são sugestivos, visto que a organização pode acrescentar mais indicadores e/ou outras diretrizes pertinentes e relevantes para a companhia.

Como disposto anteriormente, o resultado do método AHP fornece o *ranking* global das alternativas e a distribuição percentual com base nas preferências previamente informadas. Dessa maneira, pode-se utilizar os percentuais de maneira normalizada como pesos nos outros métodos multicritério, isto é:

$$W_i = \frac{w(j)}{\sum_1^n w}$$

onde,

W_i = peso do critério normalizado;

$w(j)$ = resultado do método AHP para a alternativa a ser normalizada;

n = número de alternativas (indicadores) considerados;

$\sum_1^n w$ = somatório do resultado da primeira à n-ésima alternativa;

Em suma, o método AHP é uma ferramenta intuitiva e confiável para seleção dos indicadores, pois consegue-se ponderar a preferência de cada alternativa utilizando a comparação par a par. Adicionalmente, pode-se ainda verificar a razão de consistência das respostas dadas pelos analistas e, apresentando um valor não aceitável, solicitar que os mesmos reavaliem as informações inseridas no método MCDM.

5.3. MODELAGEM E SIMULAÇÃO (A-PRIORI)

Com o intuito de validar previamente a proposta desse trabalho, sugere-se o uso de modelos controlados para testes e simulações. Para tanto, ferramentas de modelagem são essenciais para executar essa atividade, como, por exemplo, as redes de Petri, visto que é uma metodologia difundida e aceita na comunidade acadêmica e profissional para modelagem e simulação de processos discretos, pois os modelos simulados podem aproximar-se da realidade da planta. Neste contexto, técnicas de mineração de processos podem ser usadas para extração de informação e conhecimento dos processos executados, objetivando análises estatísticas, funcionais e de causalidade.

Neste projeto de pesquisa, o modelo utilizado para simulação foi criado, apresentado e defendido por Pierezan (2011), no qual foi proposto uma metodologia para simulação de eventos relativos ao desempenho de um processo industrial com o auxílio do CPN Tools. Assim, informações das máquinas, recursos e eventos de parada são armazenadas em *log* para que técnicas estatísticas ou de mineração de processos possam ser aplicadas com o intuito de extrair informações para cálculos dos indicadores de performance. O modelo controlado, desenvolvido no CPN Tools, é composto por um processo global/genérico e subprocessos (funções que auxiliam a execução do processo principal). Portanto, a base deste modelo é representada pelo processo “Produzir”, o qual pode ser visualizado na Figura 25.

No trabalho publicado por Pierezan (2011), o autor mede esforços e limita-se ao cálculo do OEE (*Overall Equipment Effectiveness*), indicador relacionado com a avaliação da efetividade das programações de produção planejadas com o auxílio das métricas de disponibilidade, taxa de velocidade e taxa de qualidade. De forma a verificar a aplicabilidade deste modelo em diferentes cenários, Kurscheidt-Netto *et al.*

(2015) o utilizaram para identificar redes Bayesianas baseadas em técnicas de mineração de processos. Sendo assim, no presente projeto de pesquisa, este mesmo modelo é utilizado para extração de outros indicadores industriais, os quais se encaixam ao contexto dessa pesquisa. Portanto, alguns dos indicadores calculados estão presentes no Quadro 9 (seção 5.2).

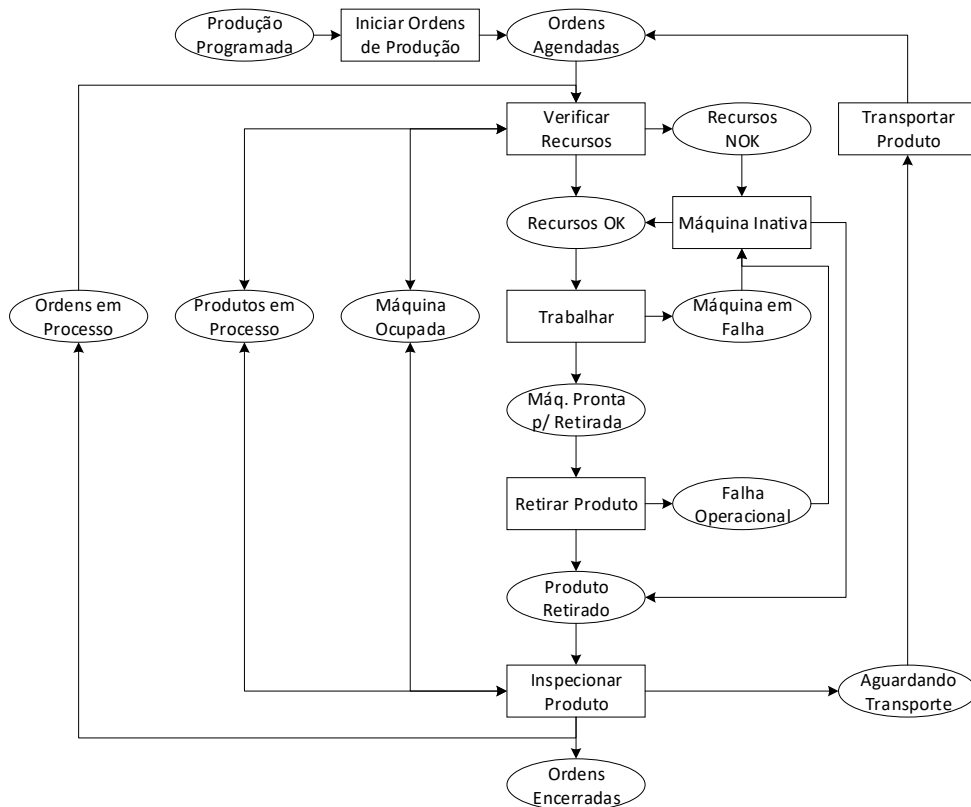


Figura 25 – Modelo controlado para simulação de um processo produtivo.

Fonte: adaptado de Pierezan (2011).

Ao executar (simular) o modelo, observou-se algumas características e a estrutura de armazenamento das informações, sendo que algumas adaptações foram necessárias para adequação ao atual projeto. Em suma, o modelo desenvolvido no CPN Tools permite que mais de uma máquina seja utilizada para produzir uma determinada peça, todavia, nos registros de eventos, a informação de qual máquina e os recursos utilizados para produção não são gravados, dificultando, portanto, as análises individuais dos equipamentos.

Dessa maneira, foi necessário readequar o modelo ao presente contexto e, para tanto, a alternativa encontrada foi executar o modelo simulando processos paralelos, ou seja, um conjunto de máquinas individuais (processos locais) compõem

um processo macro. Para efeitos de simulação, ao total foram consideradas dez máquinas distintas, ou seja, dez processos independentes com uma produção total de 200 peças de lote unitário. O evento que dispara o início da produção é a chegada de uma ordem de produção para confecção de “ n ” peças, assim, as máquinas estão aptas para iniciar sua operação (simulação) para alcançar o número de itens solicitados na ordem de produção. Visualmente, esse processo é apresentado na Figura 26, a qual exibe o disparo paralelo das máquinas consideradas no sistema.

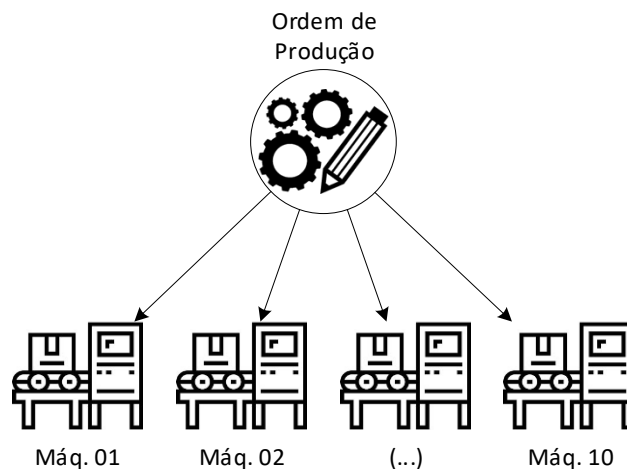


Figura 26 – Execução paralela das ordens de produção.

Fonte: o autor.

Evento	Atividade	Função
1	Setup	Realiza a configuração da máquina para produção de uma peça.
2	Aguardando Máquina	Aguarda a liberação da máquina para o início da produção.
3	Trabalhar	Inicia o processo de produção / máquina em operação.
4	Retirar Produto	Processo concluído, necessita retirar a peça finalizada (boa ou refugo).
5	Parada Operacional	Paradas operacionais, sem afetar a qualidade do item produzido.
6	Falha Durante o Trabalho	Falha/quebra durante a operação; necessita retrabalhar a peça que estava em produção.

Quadro 11 – Atividades armazenadas no *log* de eventos.

Fonte: o autor.

Como mencionado, o processo de armazenamento de informações no *log* de eventos registra os dados, porém sem os identificadores individuais de cada máquina e/ou recurso (operador) utilizado para a produção de uma determinada peça. As informações gravadas resumem-se em cases (ordens de produção), atividades,

timestamp e produto. Em relação às atividades, o Quadro 11 exibe as mesmas com um breve descritivo de sua funcionalidade.

Como pode ser observado, o modelo considera um número limitado de atividades, porém estas são suficientes para a coleta e cálculo de alguns indicadores disponibilizados no Quadro 9 (seção 5.2). Uma vez que são realizadas medidas, os indicadores que são extraídos do modelo são do tipo quantitativos. Em relação aos indicadores qualitativos, estes foram obtidos por meio de uma função disponibilizada no *software* Microsoft Excel®, dessa forma, o resultado das análises e avaliações não será influenciado pelas preferências do autor deste projeto de pesquisa.

A função utilizada para gerar números aleatórios no Excel pode ser visualizada no Quadro 12, onde o objetivo da mesma é retornar um número aleatório e inteiro entre os limites previamente especificados – neste caso variando de um (muito ruim) a cinco (muito bom). O intervalo escolhido está em conformidade com a escala apresentada nos métodos MCDM para ordenação das máquinas, a qual define cinco opções, são elas: “1” (muito ruim), “2” (ruim), “3” (média), “4” (bom) e “5” (muito bom).

Software	Função	Excel (português)	Excel (inglês)
Excel	AleatórioEntre(inferior; superior)	=AleatórioEntre(1; 5)	=RandBetween(1, 5)

Quadro 12 – Função em Excel utilizada para gerar avaliações qualitativas.

Fonte: o autor.

Como disposto, o uso dessa função foi necessário para que as simulações pudessem ser executadas sem que houvesse a influência de um fator externo ao sistema, deixando as avaliações mais robustas, rigorosas, válidas e confiáveis. Os valores gerados por essa função, assim como os indicadores escolhidos e seus valores medidos/calculados serão apresentados na seção 6 deste documento.

Em suma, o objetivo de utilizar um modelo controlado para simular um processo discreto e, na sequência, usar das técnicas de mineração de processos para extração de conhecimento é uma ação difundida e aceita na comunidade científica e profissional, pois o uso da simulação permite que sejam captados *inputs* e possíveis desvios que não ficariam aparentes em um processo real. Desse modo, ajustes são realizados de tal forma a cumprir com o objetivo inicial planejado, ou seja, existe uma realimentação, comparação e adequação do sistema para alcançar o que se almeja.

5.4. EXTRAÇÃO DE CONHECIMENTO (A-POSTERIORI)

Como mencionado no tópico anterior, o modelo utilizado para simulação tem a capacidade de armazenamento de algumas atividades, as quais foram listadas no Quadro 11. No geral, o *software* CPN Tools cria um arquivo único para cada instância contendo todas as atividades relacionadas a ela – no contexto dessa pesquisa, instância, *case ID* e ordem de produção são sinônimos.

Logo, para cada ordem de produção simulada, o *software* CPN Tools gera um arquivo com a extensão do tipo “.*cpnxml*” contendo todas as atividades e informações necessárias para análises posteriores nos *softwares* de mineração de processos – ProM e Disco. Todavia, essa extensão não é compreendida por estes aplicativos, sendo, portanto, mandatório a conversão deste arquivo em formato “.*mxml*” e “.*csv*”. Para executar essa atividade, o *software* ProM Import foi utilizado para transformar as “*n*” instâncias criadas em um arquivo único no formato “.*mxml*” para leitura e análise nestes *softwares* de mineração.

Para realizar a correta interpretação do *log* e extrair conhecimento relevante dos processos, faz-se necessário selecionar, de maneira adequada, os *plug-ins* disponíveis para mineração e análise do arquivo. Ao total, somente a soma destas duas classes contempla 130 opções de *plug-ins* disponíveis para escolha. Portanto, uma rodada de aplicação e interpretação foi executada com todos esses *plug-ins* e observou-se que muitos resultados são obtidos, sendo alguns deles interessantes e reveladores, porém sem aplicação e utilização no contexto desse trabalho.

Assim sendo, optou-se por apresentar, de maneira resumida, os *plug-ins* usados para extração de conhecimento com o objetivo de coletar informações e/ou medidas para executar os cálculos dos indicadores de performance voltados à Manutenção. Em suma, os *plug-ins* selecionados foram:

- *Genetic Algorithm Plug-in*: este *plug-in* utiliza algoritmos genéticos para minerar os processos a partir dos *logs* de eventos; o produto (saída) desta análise é um conjunto de modelos de processos que são ordenados/ranqueados por ordem descendente em relação ao valor *fitness*, isto é, medida que indica o quão próximo o modelo minerado conseguiu reproduzir e representar o comportamento presente no *log* de eventos;
- *Basic Log Statistics*: tem por objetivo sintetizar as atividades gravadas no *log* exibindo seus valores absolutos (quantidade de execuções), tempo de duração,

os valores mínimo, máximo, média aritmética e média geométrica das atividades; permite que as informações sejam exportadas em formato de texto/dados (os quais serão usados neste trabalho) ou de maneira gráfica;

- *Fuzzy Miner*: apresentando um resultado similar ao *plug-in Genetic Algorithm*, este utiliza de técnicas *fuzzy* para minerar e descobrir o processo, sendo indicado para processos que são menos estruturados, ou seja, sistemas que apresentam grande quantidade de comportamento não-estruturado e/ou conflitante; diferentemente do primeiro *plug-in*, a saída é um modelo contendo informações de frequência, sendo que o mesmo proporciona uma análise gráfica dinâmica, pois consegue verificar o caminho e comportamento das instâncias por meio de animações visuais;
- *Frequency Abstraction Miner*: análogo ao *plug-in Fuzzy Miner*, o *Frequency Abstraction Miner* permite que o usuário visualize o processo minerado de uma maneira dinâmica e intuitiva, pois consegue-se alterar o nível de precisão e detalhe do modelo, agrupando, portanto, as atividades em “*clusters*” que ficam abaixo do limiar selecionado; a importância das atividades e transições são avaliadas pela frequência das mesmas, logo, este *plug-in* é idêntico ao *Fuzzy Miner*, porém mais simples e estático;
- *Dotted Chart Analysis*: o intuito deste *plug-in* é apresentar as atividades de maneira distribuída ao longo do tempo, ou seja, exibe os instantes de início e fim da tarefa de acordo com o tempo; este *plug-in* é útil para avaliar e mensurar se a atividade foi finalizada antes de outra ação iniciar, logo, consegue-se avaliar se houve conflito de atividades durante uma execução.

Apesar de serem selecionados e apresentados cinco *plug-ins*, de modo geral, os que serão mais utilizados são o *Genetic Algorithm Plugin* e o *Basic Log Statistics*, visto que estes se encaixam melhor na proposta desse trabalho. Todavia, os demais *plug-ins* são utilizados como ferramentas de apoio para suportar as avaliações e validar o uso dos primeiros.

Em relação ao Disco, este *software* é útil para descobrir o processo e obter avaliações preliminares do *log* de eventos, porém, por se tratar de uma ferramenta comercial, ainda que as avaliações tenham sido realizadas com uma licença acadêmica, não é permitido que os resultados sejam utilizados para fins comerciais.

Por esse motivo, as informações extraídas desse *software* foram superficiais – mesmo durante a fase de simulações.

Em suma, a mineração de processos mostra-se uma ferramenta poderosa e confiável para extração de conhecimento a fim de compreender o comportamento do sistema sob análise. Com o auxílio de algoritmos e esforço computacional consegue-se descobrir os processos e os caminhos realizados pelas instâncias, assim como avaliar se as atividades executadas estão em conformidade com o que foi previamente planejado, extraindo, inclusive, informações de duração e frequência das mesmas. Portanto, este campo de estudo corrobora a pesquisa desenvolvida suportando as avaliações qualitativas e quantitativas, descobrindo os processos e dando significado/interpretação aos registros gravados no *log* de eventos.

5.5. AVALIAÇÕES QUALI-QUANTI

Conforme apresentado na Figura 22 (seção 5.1) o projeto consiste na aplicação de, ao menos, dois métodos multicritério para tomada de decisão para classificar e ordenar as máquinas por criticidade. Em relação aos métodos e procedimentos utilizados, o ELECTRE TRI e o PROMETHEE apresentam estrutura de avaliação compatível com o objetivo desejado, isto é: i) permitem que sejam executadas avaliações *quali-quantitativa*; ii) pode-se adicionar e/ou alterar os critérios e alternativas; iii) consegue-se definir e customizar funções e limiares de avaliação; iv) estes procedimentos são simples de aplicar e intuitivos; e, v) os resultados apresentados são de fácil interpretação e compreensão.

Dessa maneira, utiliza-se o método ELECTRE TRI para classificação das alternativas em grupos (exemplo: criticidade alta, média e baixa) e, com base neste resultado, aplica-se o método PROMETHEE em cada grupo para refinamento e ordenação final das alternativas avaliadas.

Em complemento, no que diz respeito à avaliação *quali-quantitativa*, a mesma apresenta uma visão conciliada desde o primeiro método MCDM aplicado, isto é, durante a etapa de seleção dos indicadores, os usuários e operadores necessitam comparar/eleger as opções apresentadas – análise qualitativa. Na sequência, uma vez que os indicadores tenham sido escolhidos, inicia-se a coleta das informações do processo (para os indicadores quantitativos) e entrevistas com os operadores (para

os indicadores qualitativos). Portanto, observa-se que a abordagem, em relação à sua característica, é do tipo *quali-quantitativa*, permitindo que as avaliações de priorização sejam formalmente justificáveis, sem haver preferências setoriais ou escolhas heurísticas e aleatórias.

Em suma, quando um sistema admite que avaliações qualitativas e quantitativas sejam executadas durante as análises, as escolhas, no geral, tendem a ser mais assertivas e adequadas ao processo. Logo, consegue-se, em alguns casos, criar pontos de diferenciação, os quais podem, inclusive, gerar vantagem competitiva da empresa no mercado como um todo, pois a utilização dos recursos (humanos e maquinários) são otimizados. Além disso, sob a ótica da confiabilidade, os usuários e operadores conseguem (re)avaliar a criticidade das máquinas do sistema de tal forma a permitir que os critérios *quali-quantitativos* de avaliação possam se moldar ao atual cenário da companhia.

6. CASO DE APLICAÇÃO

Com o objetivo de avaliar e validar a metodologia de priorização dos equipamentos para ações de manutenção de maneira dinâmica e customizável visando a confiabilidade dos mesmos, se faz necessário aplicar os procedimentos e conceitos abordados em processos industriais e/ou que simulam um processo fabril.

Dessa forma, este capítulo visa demonstrar as etapas necessárias para implantação do novo conceito, “*smart*”, de ordenação. Como mencionado, o termo “inteligente” faz referência à adaptação do modelo ao processo, sendo capaz de alterar e incluir novos parâmetros na análise, fatores esses que talvez possam influenciar na ordem de priorização das máquinas. Portanto, o intuito do caso de aplicação é elucidar estes pontos e comprovar a aplicabilidade destes procedimentos.

Como apresentado anteriormente na Figura 9 (seção 2.1.1), ao considerar um ambiente industrial, diversos sistemas, equipamentos e componentes estão presentes e disponíveis para análise. Logo, visando delimitar o nível para a aplicação dos procedimentos abordados, a Figura 27 ilustra que as avaliações e ordenação serão executadas a nível de equipamento, pois: i) o nível de complexidade é menor se comparado aos componentes; ii) existem mais indicadores em detrimento aos sistemas; iii) as métricas, no geral, são coletadas dos equipamentos; e, iv) o sistema controlado deste projeto registra as informações a nível de máquina.

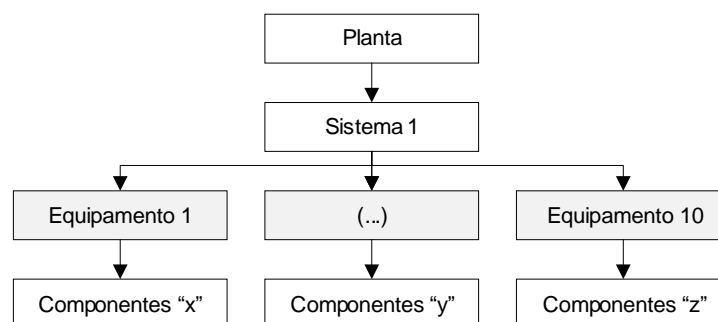


Figura 27 – Nível selecionado para executar as análises.

Fonte: o autor.

As avaliações e resultados do modelo controlado (*i.e.*, dados oriundos das simulações), estão segmentados em duas etapas. A primeira exemplifica a aplicação da análise *quali-quantitativa* com o uso dos indicadores presentes no Quadro 9 (seção 5.2), portanto, a priorização é baseada somente nestas medidas. A segunda etapa sugere

a inclusão de novos indicadores com pesos relevantes às análises, sendo que o objetivo, neste cenário, é verificar possíveis alterações na ordem de criticidade das máquinas.

Em outras palavras, a Etapa I visa utilizar a mineração de processos e os métodos MCDM para seleção dos indicadores, classificação e priorização das opções analisadas. Por sua vez, a Etapa II tem por objetivo avaliar o comportamento das ações quando novos indicadores são inseridos nas análises e se estes podem influenciar os resultados finais. De qualquer modo, o resultado esperado para ambos os casos é a ordenação final das máquinas por ordem de criticidade, permitindo, com base nessas informações, que a equipe da “*smart*”-MCC consiga criar tarefas e procedimentos específicos para cada item. Visualmente, apresenta-se na Figura 28 o ciclo de execução dos procedimentos e onde encontram-se os pontos de entrada referentes às Etapas I e II. O mesmo ciclo pode ser considerado para uma aplicação real, sendo que o início também se dará na Etapa I, porém se sobrepassa a atividade de simulação.

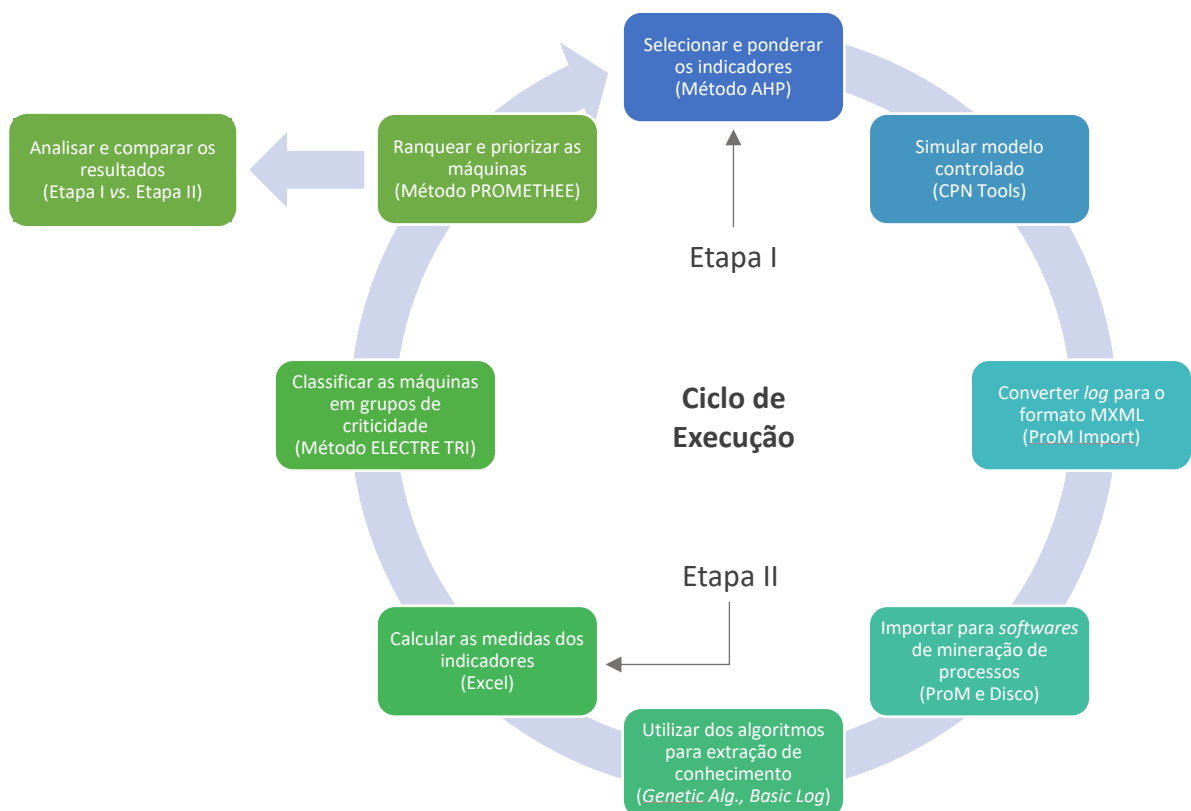


Figura 28 – Ciclo de execução (Etapa I e Etapa II).

Fonte: o autor.

6.1. MODELO CONTROLADO (SIMULAÇÃO) – ETAPA I

Conforme disposto, a primeira etapa consiste na aplicação dos procedimentos abordados ao longo deste trabalho. Em suma, essa seção está segmentada em: seleção dos indicadores (método AHP, suportado pela ferramenta Super Decisions); extração de conhecimento visando as medições para os indicadores (mineração de processos, apoiando-se nos programas ProM Import, ProM e Disco); classificação das máquinas em três classes distintas (método ELECTRE TRI, suportado pelo *software* IRIS 2.0); e ordenação das máquinas visando elencar o resultado por ordem de criticidade, ou seja, priorização das mesmas (método PROMETHEE, apoiado pelas soluções do *software* Visual Promethee).

Para executar essas ações, foi necessário compreender o modelo e simulá-lo de tal forma que o mesmo pudesse suprir as necessidades deste trabalho. Logo, considerou-se um sistema composto por dez máquinas distintas, sendo que o montante de peças considerado na ordem de produção foi de 200 unidades.

A partir desses *inputs*, o modelo desenvolvido no *software* CPN Tools foi executado, gerando instâncias e arquivos únicos para cada simulação, ou seja, ao total foram gerados 2000 arquivos do tipo “.*cpnxml*” (10 máquinas x 200 peças). Assim, foi com base nesses arquivos e simulações que as análises foram realizadas.

Na prática, a seleção dos indicadores deve ser a primeira tarefa a ser cumprida, por esse motivo o método AHP é o primeiro procedimento aplicado. Dessa maneira, consegue-se apresentar as fases de implantação seguindo uma sequência temporal.

6.1.1. Seleção dos Indicadores (Método AHP)

Conforme apresentado na seção 5.2 deste documento, porém em forma de matriz decisional (vide Quadro 10), os indicadores devem ser selecionados seguindo uma estrutura hierárquica previamente definida. Visualmente, essa hierarquia é transformada em grupos e critérios distribuídos conforme apresenta a Figura 29. De maneira similar, essa estrutura foi transferida ao *software* Super Decisions, o qual executará a avaliação par a par entre os critérios e alternativas visando, principalmente, dois objetivos: i) seleção dos indicadores; e, ii) coleta dos pesos (valores de preferência) desses indicadores.

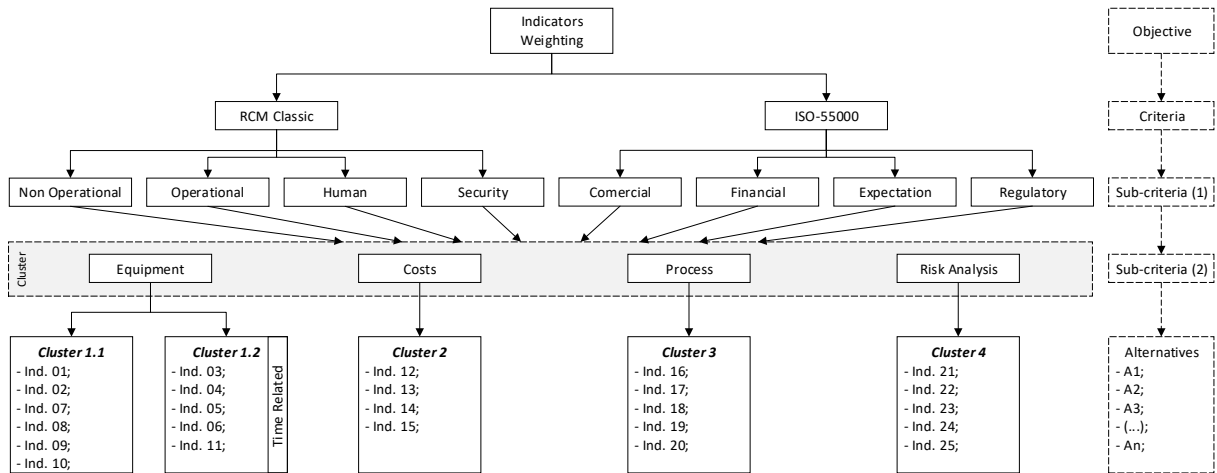


Figura 29 – Estrutura hierárquica para seleção dos indicadores: método AHP.

Fonte: o autor.

Com base nessa estrutura, a avaliação par a par é executada utilizando a escala Saaty de avaliação. Em suma, todos os critérios e alternativas são comparados entre si de tal forma que o resultado final apresente os pesos (distribuição percentual) dos indicadores, sendo esta informação parte relevante e essencial nas próximas etapas. A Figura 30 exibe como que essa comparação par a par é executada pelo *software* Super Decisions. Na mesma, consegue-se visualizar o grupo (ou nó) em que as avaliações estão sendo realizadas, os indicadores pertencentes a este nó, a distribuição de preferência parcial e o valor de inconsistência sob a ótica do grupo.

Ind.	Ind. 21	Ind. 22	Ind. 23	Ind. 24	Ind. 25	Weight
Ind. 21	1	>=9.5	>=9.5	>=9.5	>=9.5	0.09726
Ind. 22	<=0.105	1	>=9.5	>=9.5	>=9.5	0.09005
Ind. 23	<=0.105	<=0.105	1	>=9.5	>=9.5	0.03995
Ind. 24	<=0.105	<=0.105	<=0.105	1	>=9.5	0.33505
Ind. 25	<=0.105	<=0.105	<=0.105	<=0.105	1	0.43769

Figura 30 – Análise par a par: método AHP (*software* Super Decisions).

Fonte: o autor.

Nessa imagem, observa-se que a avaliação par a par dos indicadores é feita no grupo pertencente à análise de risco, sendo que, neste caso, os indicadores “ID#24” e “ID#25” são os que apresentam maior índice de preferência com os valores de 0,33505 e 0,43769, respectivamente. Além disso, o nível de inconsistência desta análise é de 0,07281 (~7.3%), portanto, valor considerado aceitável para as comparações entre as alternativas.

Esse procedimento deve ser realizado em todos os níveis e em todos os critérios, pois o resultado final do método AHP pondera todas as avaliações, compactando e apresentando as alternativas com seus respectivos valores (preferências). Após todas as análises executadas, o *software* Super Decisions sintetiza as comparações em uma única tabela, exibindo as alternativas (neste caso, indicadores) e suas respectivas distribuições, ou seja, preferências. Os valores dessas preferências são considerados os pesos dos indicadores para as demais avaliações MCDM. Em outras palavras, esses valores (pesos) também podem ser compreendidos como o grau de influência e/ou importância que o indicador tem ao grupo de especialistas, isto é, o quão impactante o mesmo é na avaliação de priorização das máquinas. O resultado apresentado por este *software*, ordenado respectivamente pelos pesos, pode ser visualizado na Tabela 1.

Indicador	Peso	Indicador	Peso
<i>Mean Time to Repair</i>	0,15453	<i>Mean Time Between Maintenance</i>	0,02523
<i>Severity Rating</i>	0,12704	<i>Overall Equipment Effectiveness</i>	0,02422
<i>Number of Stops</i>	0,12149	<i>Sensor Measurements</i>	0,02305
<i>Safety Rating</i>	0,09725	<i>Time Before Failures</i>	0,02223
<i>Failure Rate (λ)</i>	0,07278	<i>Production Cost</i>	0,01623
<i>Mean Time to Failure</i>	0,03977	<i>Reliability</i>	0,01372
<i>Maintainability</i>	0,03326	<i>Occurrence Rating</i>	0,01160
<i>Security Cost</i>	0,03247	<i>Total Operation Time</i>	0,01083
<i>Mean Time Between Downing Events</i>	0,03213	<i>Economic Cost Risk</i>	0,00982
<i>Probability of Failures</i>	0,03044	<i>Mean Uptime</i>	0,00725
<i>Detection Rating</i>	0,02823	<i>Mean Downtime</i>	0,00681
<i>Maintenance Cost</i>	0,02763	<i>Availability</i>	0,00586
<i>Environmental Rating</i>	0,02614	–	–

Tabela 1 – Seleção dos indicadores: resultados (método AHP).

Fonte: o autor.

Como pode ser observado, com base nas entradas realizadas (comparação par a par), existem indicadores que podem ser considerados preferidos em relação aos

demais. Portanto, essa observação é essencial, pois a hipótese de que todos os indicadores têm o mesmo impacto no processo não é verdadeira, ou seja, existem métricas que apresentam maior importância, isto é, são determinantes para efetuar a priorização da máquina por ordem de criticidade, objetivando a implementação de tarefas de manutenção com foco na confiabilidade do equipamento.

Em um cenário ideal, todos os indicadores deveriam estar disponíveis para coleta de informações, porém sabe-se que, na grande maioria, ainda não existe sensoriamento disponível no chão de fábrica que colete todos os dados necessários para calcular as métricas sugeridas. Dessa forma, observa-se que a disponibilização dos indicadores está diretamente relacionada com o nível de maturidade das companhias. Assim, recomenda-se que a empresa adeque o processo industrial de tal forma a permitir que essas medidas sejam coletadas e calculadas, objetivando o uso desses indicadores na avaliação multicritério para apoio à tomada de decisão e em outras áreas da companhia.

Todavia, durante a Etapa I do presente projeto, outro critério para seleção dos indicadores foi utilizado. Assim, a escolha dos indicadores foi baseada em um método estatístico que avalia, em um cenário hipotético, o quanto cada indicador deveria representar sem considerar as preferências relacionada aos mesmos, ou seja, obteve o percentual “ideal” de cada indicador dividindo o valor máximo (100%) pelo total de indicadores (25 métricas), conforme pode ser visualizado a seguir.

$$Threshold = \frac{100\%}{25 \text{ indicadores}} = 4\%$$

Como observado, idealmente, cada indicador deveria ter um peso de 4% na avaliação final para priorização das máquinas. Logo, o critério utilizado para seleção dos indicadores oriundos do resultado do método AHP foi que o peso dos mesmos fosse igual e/ou superior ao peso considerado estatisticamente ideal. Portanto, com base nessas informações, os indicadores selecionados para executar as avaliações são: “*Failure Rate*” (indicador ID#01), “*Mean Time to Repair*” (ID#06), “*Number of Stops*” (ID#07), “*Safety Rating*” (ID#24) e “*Severity Rating*” (ID#25).

A Tabela 2 exhibe estes indicadores e seus respectivos pesos absolutos (valores de preferência) em relação a todas as alternativas disponíveis, ou seja, em comparação a todos os 25 indicadores. Adicionalmente, para melhor implementar as

avaliações multicritério, a tabela exhibe também os pesos normalizados, isto é, o quanto cada indicador selecionado representa dentro do espaço-problema.

ID#	Indicador	Critério	Resultado AHP	Valor Normalizado	Percentual
01	<i>Failure Rate (λ)</i>	c1	0,072783	0,1270	12,70%
06	<i>Mean Time To Repair</i>	c2	0,154525	0,2696	26,96%
07	<i>Number of Stops</i>	c3	0,121493	0,2120	21,20%
24	<i>Safety Rating</i>	c4	0,097250	0,1697	16,97%
25	<i>Severity Rating</i>	c5	0,127042	0,2217	22,17%
Soma dos Percentuais			0,573093	1,0000	100%

Tabela 2 – Indicadores selecionados e normalizados.

Fonte: o autor.

Em suma, com base na seleção dos indicadores e coleta de seus pesos, as próximas etapas podem ser executadas. Para tanto, a fase seguinte consiste na simulação do modelo controlado, conversão das instâncias e mineração do processo a partir dos registros de eventos.

6.1.2. Extração de Conhecimento (Mineração de Processos)

Conforme disposto anteriormente, o *software* CPN Tools foi utilizado para simulação de um processo discreto e geração do *log* de eventos, porém para cada instância (*i.e.*, ordem de produção) este programa cria um arquivo no formato “.*cpnxml*”. Logo, faz-se necessário converter e reunir todas as instâncias em um único arquivo de tal forma que as ferramentas de mineração de processos consigam analisar a totalidade (processo completo) e descobrir comportamentos, caminhos e relações entre as ordens de produção (*cases*).

Essa conversão e unificação é realizada com o auxílio do programa ProM Import Framework. O mesmo tem a capacidade de ler diversos formatos de arquivos, incluindo os gerados durante as simulações, e transformar as “*n*” instâncias em um único arquivo no formato “.*mxml*”. Esse processo é simples e rápido, pois basta selecionar o formato de entrada (CPN Tools), o formato de saída (MXML), o local onde os arquivos estão disponíveis (origem) e onde o novo arquivo será salvo (destino), conforme apresenta a Figura 31.

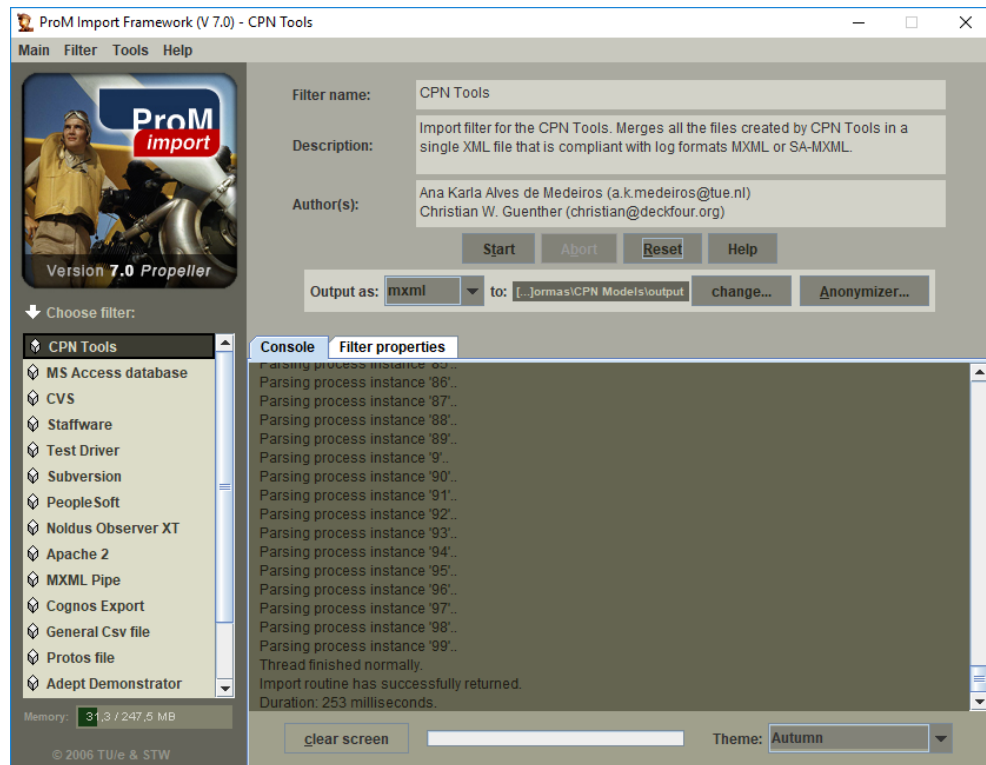


Figura 31 – Conversão das 200 instâncias “.cpnxml” em um arquivo “.mxml”.

Fonte: o autor.

Uma vez que o arquivo “.mxml” tenha sido criado, consegue-se utilizá-lo para extração de conhecimento do processo. Como mencionado, o presente projeto utiliza dos resultados obtidos por meio dos programas ProM v5.2 (com seus diversos *plug-ins* de mineração e análise) e Disco (com sua facilidade de execução) para as análises de priorização dos equipamentos.

Em relação ao ProM, alguns *plug-ins* foram selecionados para extrair informações do *log* com o intuito de transformar as mesmas em conhecimento. Dentre os algoritmos utilizados está o *Genetic Algorithm Plugin*, o qual consegue descobrir as atividades e caminhos percorridos pelas instâncias no registro de eventos. Para tanto, este *plug-in* permite que alguns ajustes sejam realizados para executar sua execução, os quais podem ser considerados os *pré-settings* do algoritmo. Todavia, ressalta-se que no presente projeto, as configurações utilizadas foram as “*default*” (padrão) do *plug-in*, isto é, número máximo de 1000 gerações e população com tamanho total de 100 indivíduos. O resultado da execução do *plug-in Genetic Algorithm* pode ser visualizado na Figura 32. Como pode ser observado, este algoritmo recria as atividades do processo, exibindo a frequência (em valores absolutos) que estas estiveram ativas e exibe o modelo de forma gráfica.

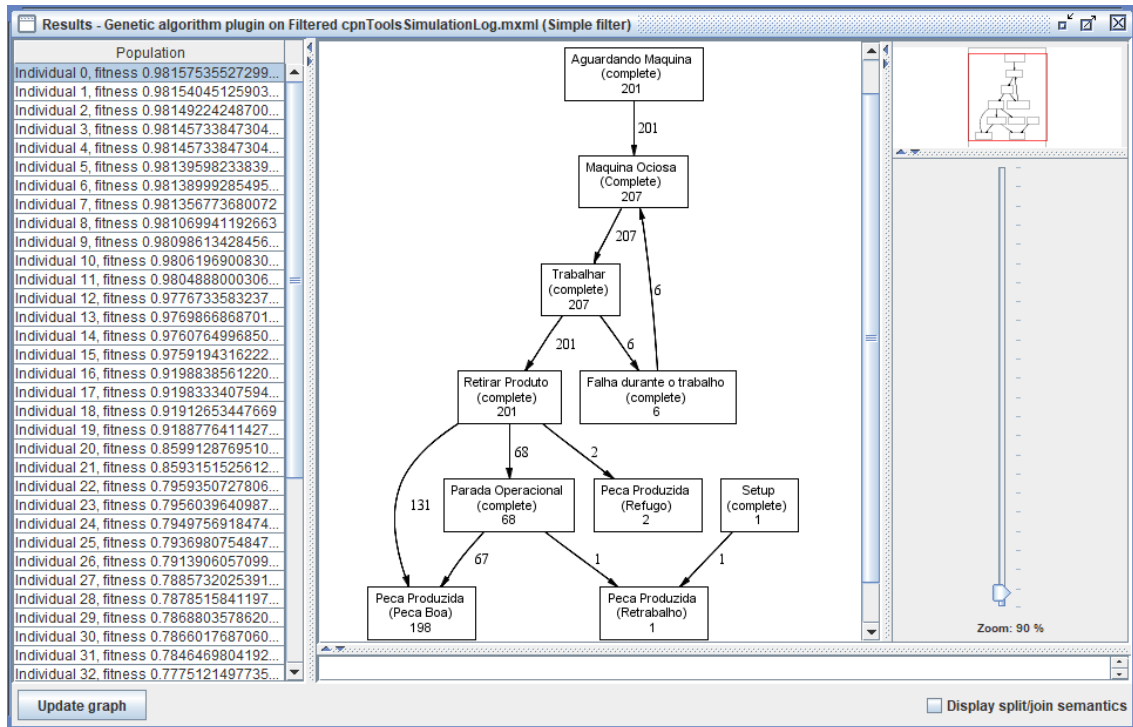


Figura 32 – Resultado obtido com o *plug-in Genetic Algorithm* (software ProM).

Fonte: o autor.

Máquina	Qtde. Pçs. Requisitada	<i>Fitness</i>	Pçs. Boas	Refugos	Retrabalho	Ordens de Produção	Paradas	Falhas
01	200	0,984996	200	0	1	201	62	4
02	200	0,981575	198	2	1	201	68	6
03	200	0,986436	199	1	3	203	75	3
04	200	0,987638	200	0	0	200	67	8
05	200	0,990355	199	1	1	201	75	5
06	200	0,988190	200	0	1	201	75	2
07	200	0,987638	200	0	0	200	67	8
08	200	0,989685	200	0	1	201	73	10
09	200	0,988190	200	0	1	201	75	2
10	200	0,987826	199	1	3	203	69	4

Tabela 3 – Resultado consolidado do *plug-in Genetic Algorithm*.

Fonte: o autor.

O grau de confiabilidade das avaliações pode ser medido por meio do índice *fitness*, o qual representa o quão próximo o modelo descoberto está dos eventos armazenados (modelo simulado/real). Uma vez que o intuito desse projeto é avaliar e extrair as informações registradas pelas máquinas com a máxima proximidade da

realidade, o modelo que apresenta o maior *fitness* é utilizado para coleta dos dados, objetivando o cálculo dos indicadores. Logo, conforme ilustrado na Figura 32, o *plug-in* considera que o modelo selecionado apresenta um grau de confiabilidade (*i.e.*, similaridade à realidade) de 98,157%.

Máq.	Atividade	Média Aritm. [min]	Média Geom. [min]	Tempo Total [min]	Nº. de Medidas	Hora do Primeiro Evento	Hora do Último Evento	Duração total [min]
01	Aguardando Máquina	0,1029	4,932	20,685	201	18:00:00	21:14:14	194
	Falha Durante o Trabalho	3,54	184,47	14,15	4			
	Parada Operacional	0,80	36,51	49,38	62			
	Retirar Produto	0,33	18,18	66,30	201			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,17	9,80	33,90	205			
02	Aguardando Máquina	0,1044	5,055	20,995	201	18:00:00	21:15:28	195
	Falha Durante o Trabalho	3,95	219,48	23,68	6			
	Parada Operacional	0,88	40,62	60,00	68			
	Retirar Produto	0,32	17,92	65,02	201			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,08	0,00	16,30	207			
03	Aguardando Máquina	0,1244	5,993	25,256	203	18:00:00	21:58:25	238
	Falha Durante o Trabalho	4,26	220,52	12,78	3			
	Parada Operacional	0,77	36,96	57,90	75			
	Retirar Produto	0,34	18,41	68,42	203			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,25	14,93	51,65	206			
04	Aguardando Máquina	0,1507	7,366	30,142	200	18:00:00	22:28:39	268
	Falha Durante o Trabalho	7,80	283,61	62,40	8			
	Parada Operacional	0,88	40,19	58,82	67			
	Retirar Produto	0,32	17,59	63,88	200			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,16	9,70	34,27	208			
05	Aguardando Máquina	0,1042	5,026	20,942	201	18:00:00	21:20:55	200
	Falha Durante o Trabalho	5,70	320,16	28,50	5			
	Parada Operacional	0,80	37,51	60,08	75			
	Retirar Produto	0,32	17,54	63,43	201			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,08	4,59	16,85	206			

Tabela 4 – Performance das máquinas 1 à 5 (*plug-in Basic Log Statistics*).

Fonte: o autor.

Máq.	Atividade	Média Aritm. [min]	Média Geom. [min]	Tempo Total [min]	Nº. de Medidas	Hora do Primeiro Evento	Hora do Último Evento	Duração total [min]
06	Aguardando Máquina	0,1169	5,650	23,488	201	18:00:00	21:49:01	229
	Falha Durante o Trabalho	6,27	362,73	12,53	2			
	Parada Operacional	0,91	42,69	67,90	75			
	Retirar Produto	0,34	18,53	68,18	201			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,25	14,85	50,63	203			
07	Aguardando Máquina	0,1507	7,366	30,142	200	18:00:00	22:28:39	268
	Falha Durante o Trabalho	7,80	283,61	62,40	8			
	Parada Operacional	0,88	40,19	58,82	67			
	Retirar Produto	0,32	17,59	63,88	200			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,16	9,70	34,27	208			
08	Aguardando Máquina	0,1145	5,583	23,016	201	18:00:00	21:58:31	238
	Falha Durante o Trabalho	4,64	254,63	46,40	10			
	Parada Operacional	0,84	39,85	61,17	73			
	Retirar Produto	0,33	17,93	65,85	201			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,08	0,00	17,47	211			
09	Aguardando Máquina	0,1169	5,650	23,488	201	18:00:00	21:49:01	229
	Falha Durante o Trabalho	6,27	362,73	12,53	2			
	Parada Operacional	0,91	42,69	67,90	75			
	Retirar Produto	0,34	18,53	68,18	201			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,25	14,85	50,63	203			
10	Aguardando Máquina	0,1075	5,356	21,829	203	18:00:00	21:15:53	195
	Falha Durante o Trabalho	6,38	280,86	25,50	4			
	Parada Operacional	0,77	35,38	53,43	69			
	Retirar Produto	0,34	18,54	68,03	203			
	Setup	10,43	626,00	10,43	1			
	Trabalhar	0,17	9,84	34,47	207			

Tabela 5 – Performance das máquinas 6 à 10 (*plug-in Basic Log Statistics*).

Fonte: o autor.

Esse procedimento de execução do *plug-in Genetic Algorithm* e seleção do modelo de maior *fitness* foi executado em todos os processos, ou seja, para as dez máquinas. Portanto, com o objetivo de sintetizar os resultados obtidos, a Tabela 3 exhibe os maiores valores *fitness* de cada modelo. Adicionalmente, a tabela apresenta a quantidade de peças requisitadas (ordens de produção) e dados relacionados à

produção das mesmas, como a quantidade de peças boas e refugos, quantidade de peças que necessitaram de retrabalho, número total de peças produzidas, número de paradas operacionais e de falhas ocorridas durante a execução.

Para o cálculo de alguns indicadores, variáveis relacionadas ao tempo é essencial na análise, por exemplo, tempo total de execução das atividades. Dessa forma, utiliza-se outro *plug-in* para coletar essas informações, o *plug-in Basic Log Statistics*. Este algoritmo apresenta ao usuário as atividades, suas durações (valor mínimo, máximo, médio e total) e a quantidade absoluta de medidas realizadas (*i.e.*, disparo da respectiva tarefa). Da mesma forma que o *plug-in* anterior, este algoritmo foi executado para os dez equipamentos, sendo os valores consolidados na Tabela 4 (exibindo as medidas das máquinas 1 à 5) e Tabela 5 (exibindo as medidas das máquinas 6 à 10).

Com exceção da coluna “Duração Total”, a qual foi calculada manualmente, todas as outras medidas foram extraídas do modelo simulado com o auxílio do *plug-in Basic Log Statistics*. A duração total para a produção das 200 ordens de produção varia conforme o *setup* de cada equipamento, número de paradas, falhas, retrabalho e refugo – valores estes convertidos em forma de tempo e inerentes às atividades listadas nas tabelas.

Processo	<i>Failure Rate</i>	<i>MTTR</i>	<i>Numb. of Stops</i>	<i>Safety Rating</i>	<i>Severity Rating</i>
	c1	c2	c3	c4	c5
Máquina 01	0,025	3,538	66	3	2
Máquina 02	0,040	3,947	74	5	4
Máquina 03	0,016	4,261	78	1	1
Máquina 04	0,048	7,800	75	3	3
Máquina 05	0,033	5,700	80	2	4
Máquina 06	0,010	6,267	77	3	5
Máquina 07	0,048	7,800	75	4	1
Máquina 08	0,065	4,640	83	3	4
Máquina 09	0,010	6,267	77	1	2
Máquina 10	0,024	6,375	73	3	2
Objetivo	min	Min	min	max	max
Máx	0,065	7,800	83	5	5
Min	0,010	3,538	66	1	1
Média	0,032	5,659	76	2,8	2,8
1/3	0,028	4,958	72	2	2
2/3	0,046	6,379	77	4	4

Tabela 6 – Desempenho das máquinas do sistema: Etapa I.

Fonte: o autor.

Com base nas medidas apresentadas na Tabela 3, Tabela 4 e Tabela 5, consegue-se dar continuidade aos procedimentos, pois esses valores são utilizados para calcular os indicadores previamente selecionados. Como apresentado na Tabela 2, ao total foram escolhidos cinco métricas para avaliação do sistema durante a Etapa I, portanto, a Tabela 6 apresenta as medidas calculadas e atribuídas aos indicadores para todas as dez máquinas.

Com o objetivo de avaliar previamente o desempenho do sistema, utilizou-se da formatação condicional fornecida no *software* Excel[®] para colorir os indicadores. Assim, a coloração dos campos foi realizada de maneira automática, onde o verde representa o valor mais positivo (desejado) e o vermelho o valor mais negativo (não desejado) – sob a ótica do objetivo de cada indicador, isto é, a maximização ou minimização da métrica. Observe que além dessa classificação visual, a tabela apresenta o objetivo de cada indicador, seu valor máximo, mínimo e médio, assim como os valores intermediários de 33% ($\frac{1}{3}$) e 66% ($\frac{2}{3}$) do intervalo medido – estes valores serão úteis para delimitação dos limiares das classes (alta, média e baixa) utilizadas no método ELECTRE TRI.

Em suma, os dados apresentados na Tabela 6 são os valores-referência para a utilização nos demais métodos MCDM deste projeto – ELECTRE TRI e PROMETHEE. Portanto, é com base nessa tabela que as avaliações de priorização serão executadas.

Como mencionado e complementando os resultados obtidos com os *plug-ins* *Genetic Algorithm* e *Basic Log Statistics* do ProM, outros *plug-ins* mostraram resultados interessantes, porém com baixa aplicabilidade e nível informacional relacionado ao presente contexto. Assim, a Figura 33, Figura 34 e Figura 35 exibem os resultados obtidos com o uso dos *plug-ins* *Fuzzy Miner*, *Frequency Abstraction Miner* e *Dotted Chart Analysis*, respectivamente.

Em relação ao *Fuzzy Miner*, esse algoritmo apresenta o comportamento do processo e utiliza a frequência, a qual varia de 0 a 1, como parâmetro de referência. Com esse *plug-in* o usuário pode alterar o limite de corte relacionado à frequência das atividades, ou seja, modificando o nível de significância, consegue-se exibir o modelo descoberto com mais ou menos detalhes (atividades), conforme pode ser visualizado na Figura 33. Adicionalmente, ainda é possível observar o caminho percorrido pelas instâncias e o tempo de duração em cada atividade de forma animada, permitindo que a visualização seja mais intuitiva, didática e dinâmica.

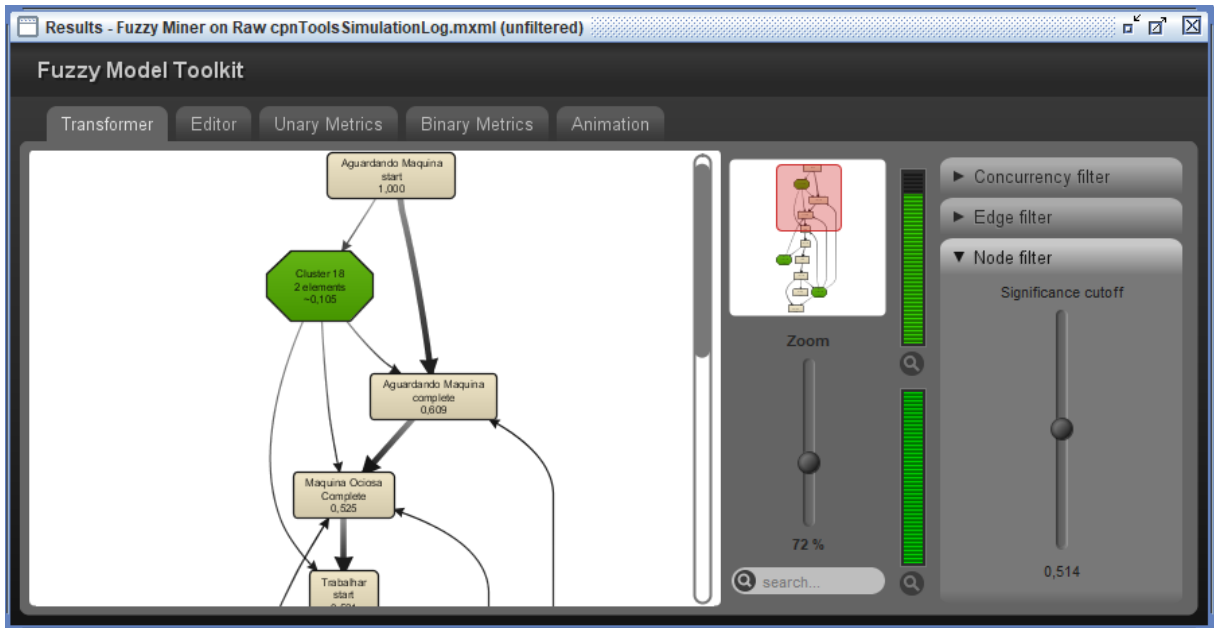


Figura 33 – Resultado obtido com o *plug-in Fuzzy Miner*.

Fonte: o autor.

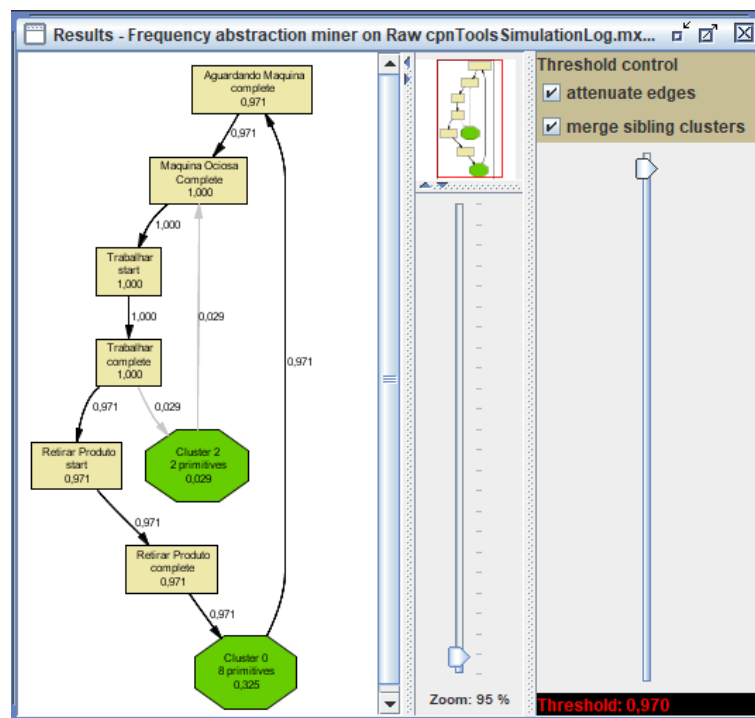


Figura 34 – Resultado obtido com o *plug-in Frequency Abstraction Miner*.

Fonte: o autor.

Como mencionado, o *plug-in Frequency Abstraction Miner* apresenta um resultado muito semelhante ao *Fuzzy Miner*, visto que este algoritmo de mineração descobre o modelo e o recria apresentando as atividades e suas respectivas

frequências, isto é, o quanto que o modelo descoberto se aproxima dos registros armazenados nos *logs*. Todavia, devido a simplicidade e facilidade de compreensão dos resultados apresentados, o *plug-in Frequency Abstraction Miner* é relevante para entender o desempenho do processo em relação a repetibilidade das atividades. Logo, o resultado extraído desse algoritmo pode ser visualizado na Figura 34.

Por fim, o último algoritmo selecionado para avaliar o comportamento dos processos é o *plug-in Dotted Chart Analysis*, pois consegue-se visualizar como as atividades estão distribuídas ao longo do tempo, apresentando a duração delas. A Figura 35 exibe o resultado da utilização desse *plug-in* dando ênfase ao terceiro segmento de reta, o qual está relacionado com o evento “Falha Durante o Trabalho” no modelo analisado. Como pode ser observado, não há outra atividade sendo executada em paralelo a este evento, fato este que comprova a inatividade da máquina durante a falha. Nesta imagem, somente o último segmento de reta está contínuo, representando que alguma ação se encontra em execução, porém a mesma está relacionada ao evento “Aguardando Máquina”, ou seja, o processo espera a liberação da máquina para iniciar a operação/produção.

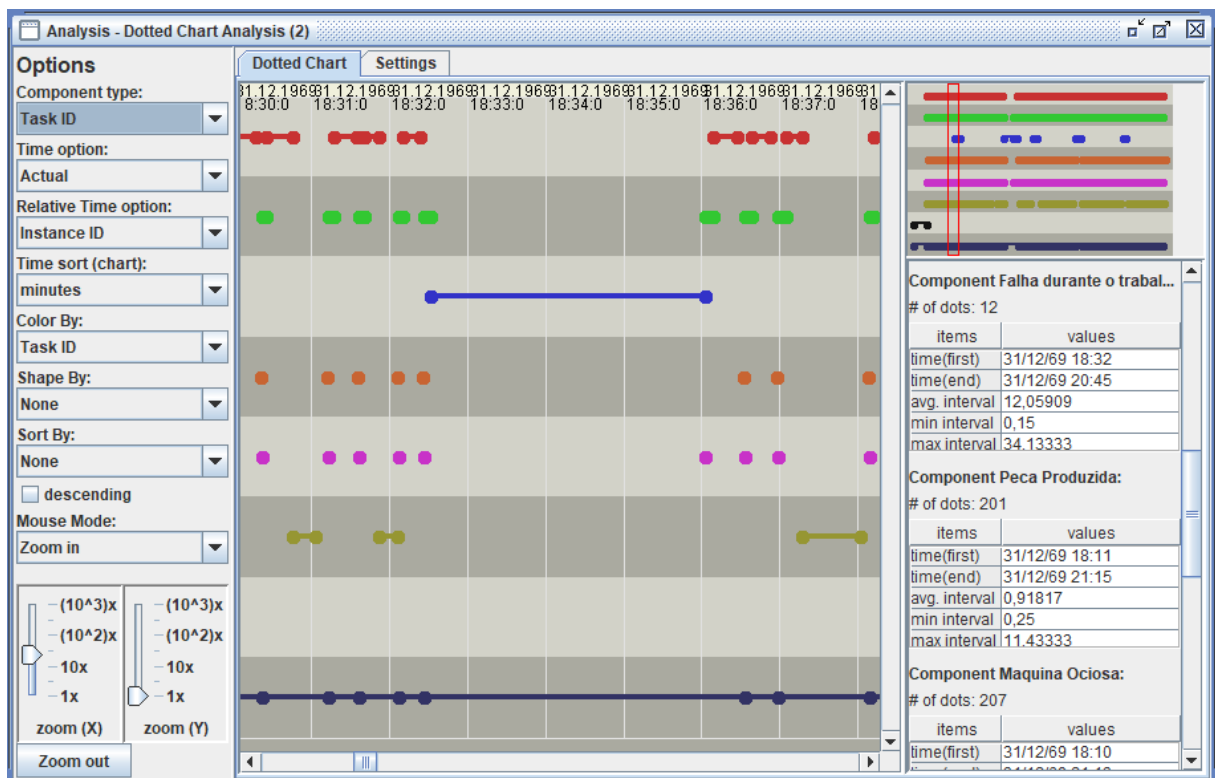


Figura 35 – Resultado obtido com o *plug-in Dotted Chart Analysis*.

Fonte: o autor.

Como pode-se verificar, diversos são os resultados extraídos do *log* de eventos por meio dos *plug-ins* de mineração do *software* ProM, os quais apresentam saídas de forma que se adequam ao contexto desse trabalho. No entanto, o fator de maior relevância ao utilizar os *plug-ins* é o nível de conhecimento obtido com as análises de mineração de processos, o qual permite que os usuários (operadores e/ou analistas) consigam ter visibilidade do processo sob análise, seja em relação ao comportamento e rota das instâncias, ou no que diz respeito ao tempo e duração das atividades.

Em complemento, conforme disposto, o *software* Disco também foi utilizado para extração de conhecimento do *log*, porém como o mesmo apresenta um viés comercial, a utilização do mesmo em ambientes industriais é limitada. De toda forma, a Figura 36 exibe o resultado da mineração de processos obtido com o auxílio desse programa.

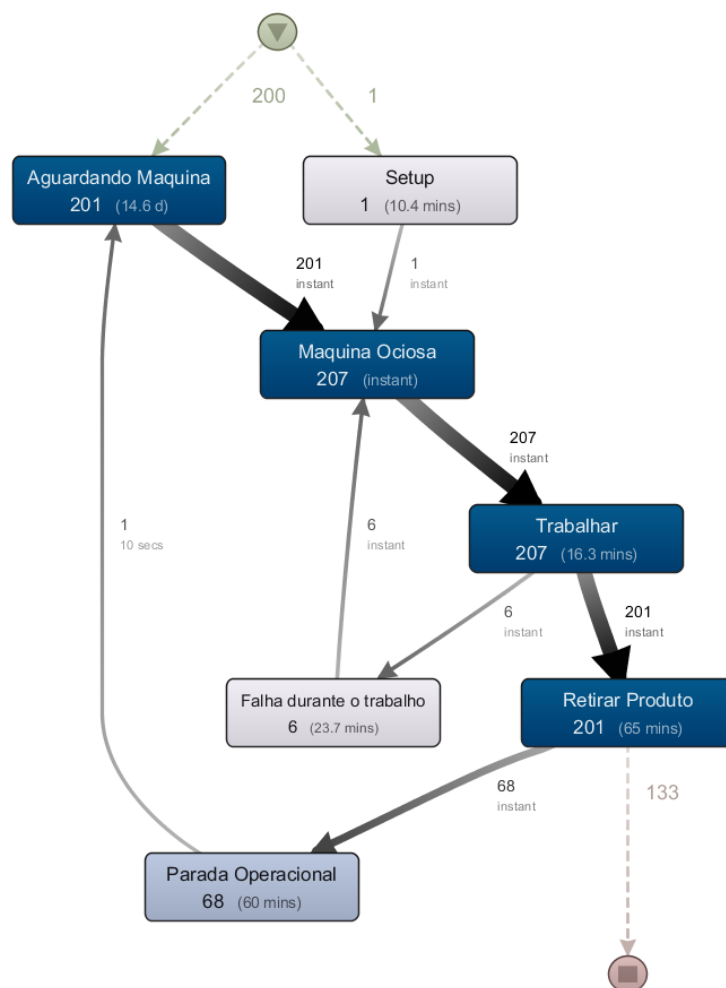


Figura 36 – Resultado da mineração de processos (*software* Disco).

Fonte: o autor.

Como pode ser visualizado, este *software* tem a capacidade de exibir a frequência e a duração média das atividades em um único grafo. Portanto, aos usuários que não têm muita familiaridade com as ferramentas de mineração, sugere-se iniciar com a versão *demo* deste programa, pois o mesmo apresenta-se de maneira intuitiva, didática e de fácil compreensão dos resultados.

Em suma, uma vez que os indicadores e suas respectivas medidas tenham sido calculados, consegue-se avançar para o próximo procedimento deste trabalho, que consiste na classificação dos equipamentos em grupos de criticidade. Essa fase é realizada com o auxílio do método ELECTRE TRI, conforme pode ser constatado na sequência.

6.1.3. Classificação das Máquinas (Método ELECTRE TRI)

O segundo método MCDM utilizado neste trabalho é o ELECTRE TRI, o qual tem por finalidade segmentar e atribuir as máquinas aos grupos de criticidade. Essa classificação é realizada por meio das avaliações dos indicadores, isto é, através das medições e cálculos realizados, e os pesos – estes extraídos da metodologia AHP.

O objetivo do método ELECTRE TRI é separar as alternativas em classes, ou seja, atribuir uma máquina à um grupo de criticidade. Logo, observa-se que dois fatores são essenciais para essa ação: número de classes e limiares entre as classes. Nesse sentido, é importante salientar que ambas as informações devem adaptar-se ao contexto de aplicação, isto é, são as companhias que necessitam definir as mesmas.

Em relação ao quantitativo de classes, optou-se por agrupar as máquinas em três níveis de criticidade: alta, média e baixa. Assim, a atribuição dos equipamentos à uma dessas classes está diretamente relacionada aos limiares das classes, as medidas dos indicadores e seus respectivos pesos. A Figura 37 exibe a matriz de entrada para avaliação, segmentação e atribuição das alternativas às classes apresentadas. Como a semântica do *software* IRIS 2.0 é um diferente da apresentada neste trabalho, é necessário relacionar os conceitos, portanto: a coluna “Action” faz referência as alternativas, neste caso, às máquinas; os critérios são apresentados pelas variáveis “g(i)”, sendo que “i” varia de 1 à 5 (cinco critérios); as classes são: alta (“C1”), média (“C2”) e baixa (“C3”) – observe que a nomenclatura adotada para as

classes é similar a semântica apresentada anteriormente para os critérios (seção 6.1.2), assim, nas avaliações executadas por este *software*, classes são definidas como “C” e critérios como “g”.

Actions Fixed Par. Bounds Constraints							
Action	ELow	EHigh	g1	g2	g3	g4	g5
Maq. 01	1	3	0.025	3.538	66	3	2
Maq. 02	1	3	0.04	3.947	74	5	4
Maq. 03	1	3	0.016	4.261	78	1	1
Maq. 04	1	3	0.048	7.8	75	3	3
Maq. 05	1	3	0.033	5.7	80	2	4
Maq. 06	1	3	0.01	6.267	77	3	5
Maq. 07	1	3	0.048	7.8	75	4	1
Maq. 08	1	3	0.065	4.64	83	3	4
Maq. 09	1	3	0.01	6.267	77	1	2
Maq. 10	1	3	0.024	6.375	73	3	2

Figura 37 – Classificação das máquinas: indicadores (g(i)) e suas medidas.

Fonte: o autor.

Por sua vez, o limiar entre as classes foi calculado por meio de técnicas estatísticas, a qual segmenta o intervalo de cada indicador analisado em três grupos de mesmo espaçamento. Como nas avaliações os indicadores podem ter objetivos de minimizar (quanto menor a medida, menos crítica) ou maximizar (quanto maior a medida, menos crítica) a categorização em classes de criticidade, necessita-se definir os limiares de análise com base nessas informações.

Assim sendo, caso o indicador seja minimalista, os limiares entre as classes alta/média e média/baixa, respectivamente “C1/C2” e “C2/C3”, são calculados por meio das fórmulas a seguir e exemplificados na Figura 38 como:

$$\text{Threshold "C1/C2"} = \frac{2}{3} (\text{Máx} - \text{Mín}) + \text{Mín}$$

$$\text{Threshold "C2/C3"} = \frac{1}{3} (\text{Máx} - \text{Mín}) + \text{Mín}$$

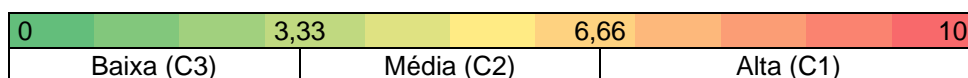


Figura 38 – Exemplo de classificação para um indicador minimalista.

Fonte: o autor.

Em contrapartida, quando o indicador for do tipo maximalista, os limiares entre as classes de criticidades definidas podem ser calculados como apresentam as fórmulas a seguir, onde “C1/C2” refere-se ao limiar entre as classes alta/média e “C2/C3” relaciona-se ao limiar entre as classes média/baixa. Visualmente a Figura 39 exemplifica essa segmentação.

$$\text{Threshold "C1/C2"} = \frac{1}{3} (\text{Máx} - \text{Mín}) + \text{Mín}$$

$$\text{Threshold "C2/C3"} = \frac{2}{3} (\text{Máx} - \text{Mín}) + \text{Mín}$$

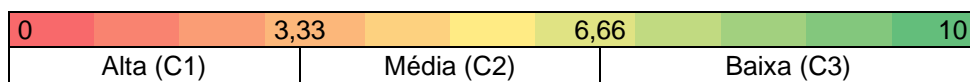


Figura 39 – Exemplo de classificação para um indicador maximalista.

Fonte: o autor.

Na prática, a atribuição de uma máquina a uma determinada classe é realizada avaliando a medida obtida do indicador em relação ao intervalo total de medidas realizadas para esse mesmo indicador, isto é, os limiares para classificação são dinâmicos e se ajustam aos valores atuais medidos. Portanto, com o intuito de auxiliar na compreensão deste cálculo, a Tabela 7 apresenta exemplos de indicadores cujo objetivo é minimizar e maximizar os valores, e exibe também como esses limiares são calculados para dois indicadores que foram previamente selecionados para avaliação do sistema, em específico o indicador “g3” (minimalista) e “g4” (maximalista).

Exemplos				Classificação				
Variável	Obj.	Valor Mín.	Valor Máx.	Classe 1 (Alta)	c _{1/c2}	Classe 2 (Média)	c _{2/c3}	Classe 3 (Baixa)
Exemplo 1	min	0	10	Valor ≥	6,6	> Valor >	3,3	≥ Valor
Indicador “g3” (Número de Falhas)	min	66	83		77		72	
Exemplo 2	max	0	10	Valor ≤	3,3	< Valor <	6,6	≤ Valor
Indicador “g4” (Risco de Segurança)	max	1	5		2		4	

Tabela 7 – Exemplo para cálculo dos limiares das classes (c_{1/c2} e c_{2/c3}).

Fonte: o autor.

Portanto, sob a ótica de um único indicador, neste caso o “g3”, as máquinas estariam classificadas conforme o Quadro 13. Observa-se que em um sistema de

análise multicritério, sendo estes com diferentes pesos, a atribuição de uma alternativa à uma classe não é uma tarefa trivial, visto que diversos fatores e variáveis devem ser considerados para essa avaliação. Dessa forma, o método de tomada de decisão multicritério ELECTRE TRI, por meio de suas ferramentas de apoio, corrobora essas análises de classificação, permitindo que as avaliações sejam robustas, verídicas e assertivas.

Processo	Medidas Ind. "g3"	Classe 1 (Alta)	Classe 2 (Média)	Classe 3 (Baixa)
Máquina 01	66			X
Máquina 02	74		X	
Máquina 03	78	X		
Máquina 04	75		X	
Máquina 05	80	X		
Máquina 06	77	X		
Máquina 07	75		X	
Máquina 08	83	X		
Máquina 09	77	X		
Máquina 10	73		X	

Quadro 13 – Exemplo de classificação com apenas o indicador "g3".

Fonte: o autor

Uma vez que os cálculos dos limiares entre as classes tenham sido definidos, necessita-se inseri-los no *software* selecionado para executar as análises de classificação. Assim sendo, conforme pode ser visualizado na Figura 40, as variáveis "g(b1)" e "g(b2)" referem-se aos limiares "C1/C2" (alta/média) e "C2/C3" (média/baixa), respectivamente. Adicionalmente, necessita-se acrescentar se o indicador é minimalista, "-1", ou maximalista, "1". Os valores desses limiares foram calculados previamente e apresentados nas últimas duas linhas da Tabela 6 (seção 6.1.2).

Actions	Fixed Par.	Bounds	Constraints		
	g1	g2	g3	g4	g5
g(b1)	0.046	6.379	77	2	2
q1	0	0	0	0	0
p1	0	0	0	0	0
g(b2)	0.028	4.958	72	4	4
g2	0	0	0	0	0
p2	0	0	0	0	0
MAX/min	-1	-1	-1	1	1

Use vj Use uj

Figura 40 – Classificação das máquinas: limiares das classes.

Fonte: o autor.

Em relação aos pesos, estes devem ser informados ao *software* para que ocorra a ponderação no momento da avaliação, de tal forma que a análise considere não apenas as medidas das máquinas, mas também o fator de impacto desta medida na avaliação global de classificação. Dessa maneira, para os indicadores escolhidos, os pesos usados foram extraídos do método AHP e, na sequência, normalizados, sendo estes últimos os valores utilizados, conforme ilustra a Figura 41, onde a variável “k(i)” faz referência ao peso do indicador “g(i)”.

Actions	Fixed Par.	Bounds		Constraints		
	lambda	k1	k2	k3	k4	k5
LB - Lower	0.75	0	0	0	0	0
UB - Upper	1	0.127	0.2696	0.212	0.1697	0.2217

Figura 41 – Classificação das máquinas: pesos dos critérios (indicadores).

Fonte: o autor.

Portanto, com todos os dados inseridos e com todas as informações de classes, limiares e pesos definidos, consegue-se executar a classificação das máquinas nos grupos previamente especificados. Assim sendo, a Figura 42 exibe o resultado da classificação das máquinas realizada pelo método ELECTRE TRI com o auxílio do *software* IRIS 2.0.

Actions	Fixed Par.		Bounds					Constraints		
	ELow	EHigh	g1	g2	g3	g4	g5			
Maq. 01	1	3	0.025	3.538	66	3	2			
Maq. 02	1	3	0.04	3.947	74	5	4			
Maq. 03	1	3	0.016	4.261	78	1	1			
Maq. 04	1	3	0.048	7.8	75	3	3			
Maq. 05	1	3	0.033	5.7	80	2	4			
Maq. 06	1	3	0.01	6.267	77	3	5			
Maq. 07	1	3	0.048	7.8	75	4	1			
Maq. 08	1	3	0.065	4.64	83	3	4			
Maq. 09	1	3	0.01	6.267	77	1	2			
Maq. 10	1	3	0.024	6.375	73	3	2			

Results	Infer. Prog.			Indices				
	C1	C2	C3					
Maq. 01								
Maq. 02								
Maq. 03								
Maq. 04								
Maq. 05								
Maq. 06								
Maq. 07								
Maq. 08								
Maq. 09								
Maq. 10								

lambda	k1	k2	k3	k4	k5
0.75	0.127	0.2696	0.212	0.1697	0.2217

Figura 42 – Classificação das máquinas: resultados (método ELECTRE TRI).

Fonte: o autor.

Como pode ser observado, a atribuição (classificação) é exibida ao usuário de maneira visual, uma vez que o *software* utiliza cores para agrupar as alternativas,

sendo que as células mais escuras são as classes com maior aderência às alternativas. Nos casos onde mais de uma cor é atribuída à alternativa (uma mais clara e outra mais escura), significa que a mesma pode ser classificada em ambos os grupos, mas devido aos valores e pesos inseridos, ainda assim, o programa IRIS 2.0 recomenda a classificação e utilização da tonalidade mais escura, pois a alternativa apresenta mais aderência à esta classe. Nota-se que, dos dez processos (máquinas) simulados, seis foram classificados com um grau de criticidade intermediário e quatro atribuídos ao grupo de criticidade elevada (máquinas “03”, “04”, “07” e “08”). Logo, são essas máquinas que necessitam de atenção, visto que as mesmas estão indicando que seu desempenho não está em um nível aceitável, isto é, elas estão deixando de executar a função requerida conforme previamente planejado.

Sob a luz da “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade (“*smart*”-MCC), a classificação das máquinas em grupos de criticidade faz com que estas sejam selecionadas para aplicar, de maneira adequada, as tarefas de manutenção, de tal forma que as ações sejam assertivas e otimizadas. Todavia, ainda que as máquinas estejam atribuídas à classe de alta criticidade, o que já indica aos operadores atenção à essa lista, pode ser que exista um equipamento que necessite ainda mais de prioridade. Logo, esse refinamento (ordenação final) é executado aplicando o método PROMETHEE, o qual realiza as mesmas avaliações *quali-quantitativa*, porém, elencando e ordenando as opções.

Em processos reais, sugere-se a aplicação do método ELECTRE TRI em sistemas complexos, isto é, com muitas máquinas e/ou componentes, visto que o objetivo deste procedimento é classificar as alternativas em grupos. De toda forma, esse método se mostra uma ferramenta poderosa e robusta para agrupar as alternativas e apresentá-las aos operadores e analistas, ação essa que tem por finalidade otimizar a execução das tarefas de manutenção, permitindo que as mesmas sejam realizadas, a nível de equipamento, de maneira mais assertiva, objetivando a confiabilidade do ativo.

No entanto, mesmo que diversas máquinas sejam consideradas críticas, possivelmente, uma apresenta maior criticidade em detrimento à outra. Essa avaliação de ordenação final (priorização) é realizada com o auxílio do terceiro método MCDM apresentado neste projeto de pesquisa, o PROMETHEE.

6.1.4. Ordenação e Priorização (Método PROMETHEE)

Conforme disposto, o método multicritério de tomada de decisão PROMETHEE é utilizado para a ordenação das alternativas, ou seja, uma análise mais refinada dentro do conjunto de opções apresentado com o intuito de ranquear as máquinas mais críticas da classe “C1” (*i.e.*, alta criticidade).

Assim como o método anterior, o PROMETHEE permite que as avaliações sejam do tipo *quali-quantitativa*, fator este que fortalece a aplicação no contexto desse projeto, pois a conciliação do conhecimento qualitativo e quantitativo permite que as escolhas sejam fundamentadas e estejam de acordo com o que é presenciado e desejado nas plantas industriais.

No presente projeto, o resultado obtido pelo método ELECTRE TRI apresenta que quatro equipamentos foram classificados com prioridade alta em um conjunto de dez opções, ou seja, máquinas “03”, “04”, “07” e “08”. Portanto, é com foco neste grupo que as avaliações do método PROMETHEE são executadas, as quais são suportadas pelo *software* Visual Promethee. Dessa maneira, a Tabela 8 exibe a matriz de avaliação considerada para a ordenação (ranqueamento) das alternativas.

Critérios Opções	<i>Failure Rate</i>	<i>MTTR</i>	<i>No. of Stops</i>	<i>Safety Rating</i>	<i>Severity Rating</i>
	c1	c2	c3	c4	c5
Pré-configurações					
Unidade	Unidade	Tempo [min]	Unidade	5-pontos	5-pontos
Min/Max	Min	Min	Min	Max	Max
Pesos	12,70%	26,96%	21,20%	16,97%	22,17%
Função de Preferência	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>
Medidas					
Máquina 03	0,016	4,261	78	1	1
Máquina 04	0,048	7,800	75	3	3
Máquina 07	0,048	7,800	75	4	1
Máquina 08	0,065	4,640	83	3	4

Tabela 8 – Matriz de avaliação (priorização final) com o método PROMETHEE.

Fonte: o autor.

Como apresentado nessa tabela, a função de preferência escolhida para avaliar o espaço-problema foi a função “*usual*”. Utiliza-se essa opção quando não se consegue atribuir importância às diferenças entre os valores dos critérios, sendo

conhecido o conceito “quanto mais, melhor”, isto é, busca-se o maior valor dos indicadores que apresentam como objetivo maximizar a medida (ABDULLAH *et al.*, 2019; NASSEREDDINE *et al.*, 2019).

Portanto, mesmo que haja uma pequena diferença no valor do critério, seleciona-se a alternativa com o valor mais alto (SAPKOTA *et al.*, 2018). Essa premissa está em conformidade com o contexto de aplicação desse *framework*, pois sempre se considera o melhor valor no range lido, o qual pode ser dinâmico sob a ótica da performance (medidas realizadas).

Como complemento, além da função “*usua*”, há outras funções de preferência que podem ser usadas no método PROMETHEE (*i.e.*, *U-Shape*, *V-shape*, *Level*, *Linear* e *Gaussian*) cada uma com sua particularidade na resolução do problema.

	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
Prioritization	Tx. de Falhas	MTTR	Nº. Paradas	Seg. Oper.	Severidade	
Unit	unit	time [min]	unit	5-point	5-point	
Cluster/Group	◆	◆	◆	◆	◆	
Preferences						
Min/Max	min	min	min	max	max	
Weight	0,13	0,27	0,21	0,17	0,22	
Preference Fn.	Usual	Usual	Usual	Usual	Usual	
Thresholds	absolute	absolute	absolute	absolute	absolute	
- Q: Indifference	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a	
- P: Preference	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a	
- S: Gaussian	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a	
Statistics						
Minimum	0,016	4,261	75	1	1	
Maximum	0,065	7,800	83	4	4	
Average	0,044	6,125	78	3	2	
Standard Dev.	0,018	1,680	3	1	1	
Evaluations						
<input checked="" type="checkbox"/>	Maq. 03	0,016	4,261	78	1	1
<input checked="" type="checkbox"/>	Maq. 04	0,048	7,800	75	3	3
<input checked="" type="checkbox"/>	Maq. 07	0,048	7,800	75	4	1
<input checked="" type="checkbox"/>	Maq. 08	0,065	4,640	83	3	4

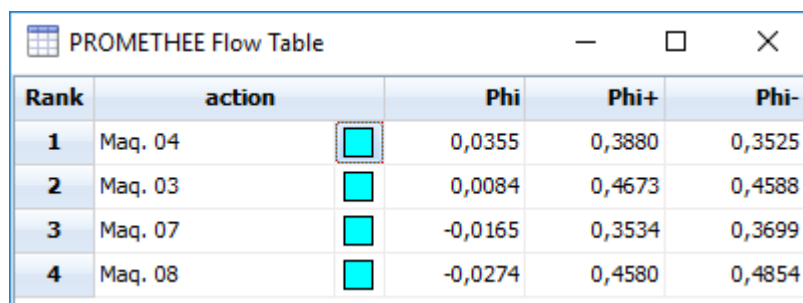
Figura 43 – Matriz de avaliação: *software* Visual Promethee.

Fonte: o autor.

O uso do programa Visual Promethee (Figura 43) auxilia o usuário a obter conclusões parciais. Logo, consegue-se avaliar o desempenho das máquinas de maneira localizada, isto é, sob a ótica de uma única variável (critério/indicador). Portanto, as análises parciais são úteis para exibir ao grupo de operadores e analistas como está a performance da máquina em comparação às demais, fazendo com que ações específicas de manutenção e/ou melhorias possam ser aplicadas e executadas no processo.

Ao utilizar essa forma de apresentação (*i.e.*, avaliações parciais), o usuário não tem a plena certeza da solução (ranqueamento) para o sistema, pois os valores absolutos não são apresentados. Portanto, complementando esse resultado, a Figura 44 exibe o ranqueamento final das alternativas da melhor para a pior escolha. No contexto deste trabalho, o “pior” resultado significa que a máquina é a mais prioritária entre as opções analisadas, pois apresenta o pior desempenho se comparada às demais, fator esse que está diretamente relacionado aos indicadores e pesos selecionados.

Conforme pode ser visualizado, a ordenação das máquinas ficou distribuída, do pior para o melhor resultado, da seguinte maneira: “Maq. 08”, “Maq. 07”, “Maq. 03” e “Maq. 04”. Observa-se que a máquina “08” apresentou um valor resultante (“*Phi*”) muito próximo das demais opções apresentadas, o que mostra que todas as máquinas contêm um nível elevado de criticidade, sendo que são pequenos detalhes, os quais muitas das vezes não são apresentados aos operadores, que caracterizam a priorização das alternativas.



Rank	action	Phi	Phi+	Phi-
1	Maq. 04	0,0355	0,3880	0,3525
2	Maq. 03	0,0084	0,4673	0,4588
3	Maq. 07	-0,0165	0,3534	0,3699
4	Maq. 08	-0,0274	0,4580	0,4854

Figura 44 – Ordenação em tabela: resultados (método PROMETHEE).

Fonte: o autor.

Os valores de “*Phi*” exibidos fazem menção à:

- “*Phi+*”: refere-se ao fluxo de preferência positiva, isto é, quantifica como uma determinada ação (alternativa) é globalmente preferida em relação a todas as outras opções (vide lado esquerdo da Figura 14, seção 3.3);
- “*Phi-*”: faz referência ao fluxo de preferência negativo, ou seja, quantifica como uma alternativa está sendo globalmente superada por todas as outras ações (vide lado direito da Figura 14, seção 3.3);
- “*Phi*”: valor resultante da diferença entre “*Phi+*” e “*Phi-*”, sendo considerado o fluxo de preferência líquido, ou seja, o resultado absoluto e final das análises.

A escolha da “Máq. 08” como sendo a mais crítica foi realizada considerando, principalmente, os indicadores relacionados ao *Failure Rate* (“c1”) e *Number of Stops* (“c3”), visto que, nesses critérios, essa máquina foi a alternativa que apresentou um dos piores resultados, se não o pior, se comparado com as demais opções – conforme ilustra a Figura 45. Portanto, visando manter o funcionamento da máquina e, por consequência, do sistema, recomenda-se que as tarefas de manutenção sejam realizadas na “Maq. 08”, dessa forma, consegue-se garantir que esse equipamento continue a executar a função que foi previamente requerida e especificada, ou seja, o principal conceito presente na definição da Manutenção Centrada em Confiabilidade.

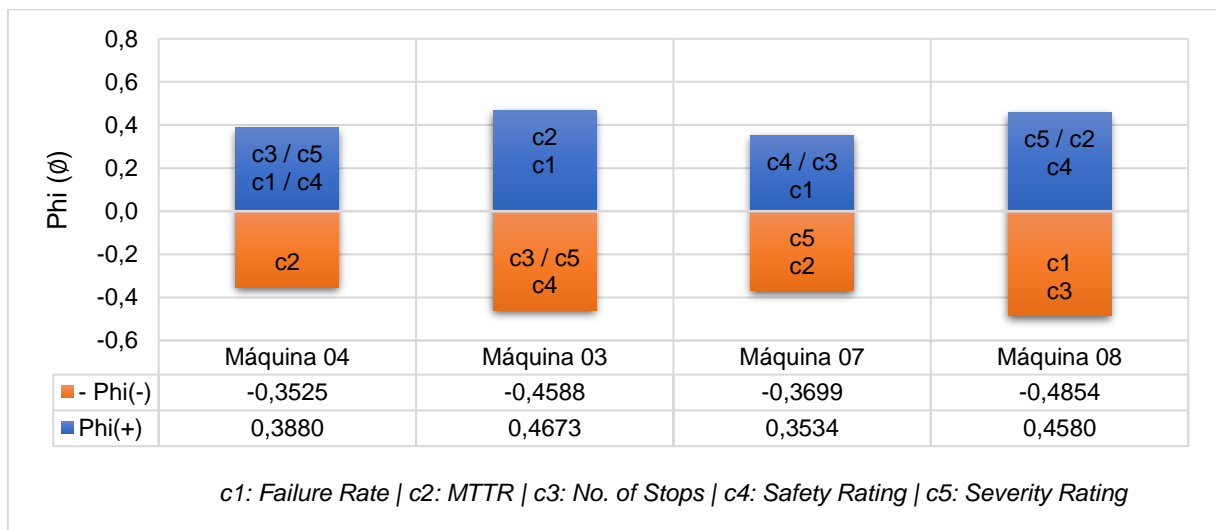


Figura 45 – Resultado dos valores de “*Phi*” e indicadores por máquina (Etapa I).

Fonte: o autor.

Em suma, o método PROMETHEE é utilizado para executar a última análise, a qual consiste na ordenação das alternativas (máquinas). Essa ação é necessária para

que os operadores e analistas tenham ciência onde atuar no sistema de maneira otimizada, direcionando esforços para que as tarefas de manutenção sejam executadas de maneira mais assertivas e com o uso adequado e planejado dos recursos. Ter visibilidade e ciência de qual equipamento atuar corrobora o planejamento das ações e a manutenção da funcionalidade do sistema – seja no quesito de tarefas a executar ou na frequência das mesmas. Portanto, observa-se que indicar a máquina mais crítica e exibir o(s) motivo(s) que resultou na escolha são atividades que contribuem com o setor de Manutenção, de forma a melhorar suas ações e uso dos recursos, cooperando, inclusive, para a diferenciação e criação de vantagem competitiva perante as demais companhias.

6.1.5. Considerações

No que diz respeito aos procedimentos abordados e apresentados durante esta etapa de avaliação, os mesmos mostraram-se adequados ao contexto da pesquisa, corroborando, portanto, os objetivos previamente expostos e, por consequência, aos resultados obtidos.

Como apresentado, diversos métodos e áreas de estudos contribuíram para as análises, assim, observa-se que as técnicas e ferramentas de apoio utilizadas neste trabalho, principalmente os métodos multicritério de apoio à tomada de decisão, os quais permitem avaliações *quali-quantitativa*, são essenciais para obtenção dos resultados.

A primeira técnica aplicada foi o método AHP, o qual é responsável por segmentar o problema em menores partes a fim de realizar comparação par a par. No contexto dessa pesquisa, esse método foi utilizado para avaliar os critérios, objetivando a seleção e ponderação dos pesos relacionados aos mesmos.

Na sequência, técnicas de mineração de processos são utilizadas para extrair informações do sistema com o intuito de gerar conhecimento com as análises *a-posteriori*, isto é, análises realizadas com base no *log* de eventos – sistema informacional que registra e armazena as atividades executadas no processo discreto. Assim, *plug-ins* específicos foram usados para analisar e coletar dados que fossem relevantes para as avaliações futuras, entre eles um algoritmo que exibe a frequência de execução das atividades e outro que apresenta o tempo de duração das mesmas.

Logo, com base na seleção e pesos dos indicadores (método AHP), e extração das medidas para os indicadores (mineração de processos), consegue-se iniciar a avaliação de classificação das alternativas, ou seja, as máquinas do sistema. Para tanto, o método ELECTRE TRI foi usado para classificar os equipamentos em grupos de criticidade (alta, média e baixa).

Por fim, o último método aplicado, o PROMETHEE, consiste no refinamento das avaliações objetivando a ordenação final das máquinas de um determinado grupo de criticidade (por exemplo, ranqueamento dos equipamentos mais críticos da classe alta).

Portanto, o resultado obtido após a aplicação dessas técnicas tem por finalidade apresentar aos operadores e analistas da empresa o desempenho, a classificação e a ordem de priorização das máquinas do sistema, para execução de ações de manutenção, por meio de avaliações *quali-quantitativa*, sendo os indicadores e seus pesos (valores de preferência) extraídos por meio de avaliação par a par. Com isso, as pessoas envolvidas conseguem otimizar as tarefas e os recursos de manutenção, sejam eles humanos, ferramentais e/ou operacionais.

6.2. MODELO CONTROLADO (SIMULAÇÃO) – ETAPA II

Objetivando a validação da proposta desse trabalho, a segunda etapa de avaliações consiste em executar as mesmas análises, porém com a adição de novos indicadores ao sistema em questão. O intuito dessa ação é: i) verificar se possíveis alterações durante a implantação dos procedimentos podem influenciar o resultado final de ordenação; e, ii) deixar que as avaliações sejam dinâmicas e customizáveis, fazendo com que exista uma inteligência adaptativa durante a aplicação dos procedimentos.

Como o objetivo é avaliar possíveis mudanças na ordenação das máquinas, o processo e *logs* utilizados nas análises são os mesmos que foram considerados na Etapa I, ou seja, não foi executado um novo ciclo de simulações durante a Etapa II.

Assim como realizado para o primeiro caso, as fases de execução consistem, de maneira macro, em: seleção dos indicadores e seus respectivos pesos; extração de conhecimento por meio de técnicas de mineração de processos; classificação das

alternativas em grupos de alta, média e baixa criticidade; e, por fim, ordenação final (priorização) das máquinas de uma determinada categoria.

Logo, como mencionado, o primeiro procedimento consiste na seleção e adequação dos pesos relacionados aos indicadores conforme pode ser constatado na próxima seção.

6.2.1. Seleção dos Indicadores

Para executar as avaliações da Etapa II, foi proposto adicionar novos indicadores aos que foram previamente utilizados, assim, consegue-se medir qual o impacto dessas variáveis no resultado final da solução. Assim, sabe-se que algumas métricas oriundas do *log* de eventos estão disponíveis para uso, sendo que a usabilidade, nesse contexto, refere-se à possibilidade de extração e medição desses índices.

Dessa maneira, em complemento aos indicadores selecionados e apresentados na Etapa I deste trabalho, os quais podem ser visualizados na Tabela 2, outros dois indicadores foram elegidos para auxiliar nas análises da Etapa II. Conforme pode ser observado, esses indicadores estão relacionados ao “*Mean Time to Failure*” (ID#05; peso bruto AHP = 3,977%) e “*Maintainability*” (ID#02; peso bruto AHP = 3,326%). A Tabela 9 sumariza e apresenta os indicadores selecionados para avaliar o comportamento do sistema nesta segunda etapa, onde os cinco primeiros (“c1” a “c5”) foram utilizados na Etapa I e os dois últimos (“c6” e “c7”) foram adicionados na Etapa II. Como esperado, os valores normalizados diferem da Etapa I, dado que novas métricas de desempenho foram incluídas nesta avaliação.

ID#	Indicador	Critério	Resultado AHP	Valor Normalizado	Percentual
01	<i>Failure Rate (λ)</i>	c1	0,07278	0,1126	11,26%
06	<i>Mean Time to Repair</i>	c2	0,15453	0,2392	23,92%
07	<i>Number of Stops</i>	c3	0,12149	0,1880	18,80%
24	<i>Safety Rating</i>	c4	0,09725	0,1505	15,05%
25	<i>Severity Rating</i>	c5	0,12704	0,1966	19,66%
05	<i>Mean Time to Failure</i>	c6	0,03977	0,0616	6,16%
02	<i>Maintainability</i>	c7	0,03326	0,0515	5,15%
Soma dos Percentuais			0,64612	1,0000	100%

Tabela 9 – Pesos dos critérios selecionados (com os indicadores adicionais).

Fonte: o autor.

Em suma, a possibilidade de adição de novos e/ou diferentes indicadores no espaço-problema faz com que a robustez e adaptabilidade dos procedimentos propostos sejam comprovadas, assim como aplicáveis aos sistemas reais de produção, validando, portanto, os pilares de uma avaliação inteligente – customizável, flexível e dinâmica.

6.2.2. Extração de Conhecimento (Mineração de Processos)

A extração do conhecimento relacionado à Etapa II deste trabalho baseia-se nas medidas calculadas e informadas ao leitor na Tabela 6 (seção 6.1.2), porém com a adição dos valores calculados para os novos indicadores (critérios “c6” e “c7”).

Para executar o cálculo desses indicadores utilizaram-se das medidas extraídas do *log* de eventos e apresentadas nas Tabela 3, Tabela 4 e Tabela 5 (seção 6.1.2). Apenas recordando, os valores dessas tabelas foram obtidos utilizando técnicas de mineração de processos, em específico os *plug-ins Genetic Algorithm* e *Basic Log Statistics* – ambos do *software ProM v5.2*.

Processo	<i>Failure Rate</i>	<i>MTTR</i>	<i>Numb. of Stops</i>	<i>Safety Rating</i>	<i>Severity Rating</i>	<i>Mean Time to Failure</i>	<i>Maintainability</i>
	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7
Máquina 01	0,025	3,538	66	3	2	0,540	1
Máquina 02	0,040	3,947	74	5	4	0,443	1
Máquina 03	0,016	4,261	78	1	1	0,633	3
Máquina 04	0,048	7,800	75	3	3	0,522	1
Máquina 05	0,033	5,700	80	2	4	0,440	5
Máquina 06	0,010	6,267	77	3	5	0,637	1
Máquina 07	0,048	7,800	75	4	1	0,522	1
Máquina 08	0,065	4,640	83	3	4	0,444	5
Máquina 09	0,010	6,267	77	1	2	0,637	5
Máquina 10	0,024	6,375	73	3	2	0,546	5
Objetivo	min	min	min	max	max	max	max
Máx	0,065	7,800	83	5	5	0,637	5
Min	0,010	3,538	66	1	1	0,440	1
Média	0,032	5,659	76	2,8	2,8	0,536	2,8
1/3	0,028	4,958	72	2	2	0,506	2
2/3	0,046	6,379	77	4	4	0,571	4
3/3	0,065	7,800	83	5	5	0,637	5

Tabela 10 – Desempenho das máquinas do sistema: Etapa II.

Fonte: o autor.

Desse modo, a Tabela 10 exibe a matriz-referência com todos os sete indicadores selecionados para avaliar as máquinas (processos) e, com o auxílio do Excel, a coloração automática por meio da formatação condicional. O objetivo dessa forma de apresentação é enfatizar o desempenho de cada máquina em relação às demais sob a luz de uma única indicação, ou seja, uma análise local. Portanto, os operadores e analistas podem criar tarefas de manutenção objetivando a melhoria de tais métricas de performance. Por exemplo, as máquinas “03” e “09” apresentam um valor de segurança (critério “c4”) muito baixo, logo, os usuários podem sugerir ações específicas e pontuais para a melhoria das mesmas.

Logo, observa-se que esse formato de apresentação dos indicadores torna-se a primeira forma de avaliação do setor de Manutenção, nesse caso, uma avaliação visual do desempenho das máquinas. No entanto, deve-se ter cuidado ao criar e aplicar as tarefas de manutenção nas máquinas (processo), pois ainda existe o fator criticidade relacionado ao contexto de avaliação, o qual visa não somente melhorar o desempenho dos equipamentos, mas também contribuir que os mesmos executem as funções que foram requeridas.

Em suma, a fase relacionada à extração do conhecimento tem por finalidade, principalmente, analisar o *log* de eventos e calcular as medidas dos indicadores, ações essas fundamentadas e suportadas por ferramentas e técnicas computacionais. Portanto, uma vez que os valores tenham sido coletados, consegue-se dar prosseguimento à próxima fase, a qual visa categorizar as máquinas em grupos de criticidade.

6.2.3. Classificação das Máquinas (Método ELECTRE TRI)

Conforme mencionado na seção anterior e exposto na Etapa I, o problema apresentado tem por objetivo agrupar as alternativas (máquinas) em grupos de criticidade, os quais são segmentados em: Alta, Média e Baixa. A aplicação dessa análise é justificável em ambientes que contenham um elevado número de alternativas, pois, assim, consegue-se criar e priorizar determinados grupos.

No contexto dessa pesquisa, essa técnica é aplicada para mostrar à equipe de manutenção que as máquinas contêm prioridades distintas – prioridades essas que são baseadas nos critérios (indicadores) previamente informados. Além disso, outro

fator que justifica a aplicação deste método é que as máquinas podem ser agrupadas em “*n*” grupos, os quais são definidos pela equipe de manutenção, portanto, pode-se determinar a frequência com que as tarefas de manutenção são executadas.

Actions										Results							
Fixed Par.	Bounds		Constraints							Infer. Prog.	Indices						
Action	ELow	EHigh	g1	g2	g3	g4	g5	g6	g7		C1	C2	C3				
Maq_01	1	3	0.025	3.538	66	3	2	0.54	1								
Maq_02	1	3	0.04	3.947	74	5	4	0.443	1								
Maq_03	1	3	0.016	4.261	78	1	1	0.633	3								
Maq_04	1	3	0.048	7.8	75	3	3	0.522	1								
Maq_05	1	3	0.033	5.7	80	2	4	0.44	5								
Maq_06	1	3	0.01	6.267	77	3	5	0.637	1								
Maq_07	1	3	0.048	7.8	75	4	1	0.522	1								
Maq_08	1	3	0.065	4.64	83	3	4	0.444	5								
Maq_09	1	3	0.01	6.267	77	1	2	0.637	5								
Maq_10	1	3	0.024	6.375	73	3	2	0.546	5								
										lambda	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7
										0.75	0.1126	0.2392	0.188	0.1505	0.1966	0.0616	0.0515
										0.75	0.1126	0.2392	0.188	0.1505	0.1966	0.0616	0.0515

Figura 46 – Resultado da classificação (método ELECTRE TRI): Etapa II.

Fonte: o autor.

Uma vez que todas as entradas (medidas, limiares e pesos) tenham sido disponibilizadas no programa, consegue-se, então, executar o mesmo para que as alternativas sejam categorizadas nas classes. Assim, a Figura 46 exibe o resultado da avaliação realizada pelo método ELECTRE TRI (*software* IRIS 2.0).

Como pode ser observado, ao comparar o resultado apresentado na Figura 42 (avaliação com cinco indicadores) com a Figura 46 (avaliação com sete indicadores), percebe-se que houve uma maior incerteza em relação ao agrupamento das máquinas, ou seja, as alternativas começam a ter traços da outra categoria (note as células com tonalidade mais clara). Logo, conclui-se que a inclusão de novos indicadores pode alterar o resultado apresentado.

No contexto desse projeto, observar e constatar essa mudança faz com que os conceitos relacionados com a “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade tenham relevância, pois, na prática, as empresas podem desejar a alteração (inclusão ou exclusão) de indicadores durante as avaliações, resultando, portanto, em uma influência direta na saída, ou seja, na classificação das alternativas (máquinas).

Na avaliação realizada, as máquinas “03”, “04”, “07” e “08” continuam sendo classificadas como equipamentos de alta criticidade e, portanto, são essas as alternativas que serão enviadas para análise e ordenação no próximo método MCDM, o PROMETHEE. De toda forma, os resultados parciais obtidos com o ELECTRE TRI são satisfatórios sob a ótica da seleção dos equipamentos que necessitam de maior

atenção, logo, o resultado desse procedimento sinaliza aos operadores e analistas que o sistema contém máquinas com elevado nível de criticidade, fator este que pode influenciar na qualidade, produção e custos dos bens fabricados.

Em suma, conforme mencionado durante a Etapa I, a classificação das alternativas em grupos de criticidade auxilia o usuário na compreensão do comportamento do sistema como um todo. Adicionalmente, ao comparar os resultados do método ELECTRE TRI da Etapa I com a Etapa II, observa-se que a alteração (inclusão e/ou exclusão) dos indicadores e seus pesos pode influenciar o resultado final. Portanto, selecionar os indicadores e os pesos que serão usados durante as avaliações é uma tarefa essencial, pois uma escolha não adequada pode induzir os analistas e operadores a conclusões imprecisas ou não apropriadas ao contexto operacional.

6.2.4. Ordenação e Priorização (Método PROMETHEE)

Como apresentado, o espaço-problema consiste em priorizar o conjunto de máquinas de alta criticidade oriundo do método anterior através das análises *quali-quantitativa* para que as ações de manutenção sejam preferencialmente executadas nesses equipamentos. Portanto, a Tabela 11 apresenta a matriz de avaliação com os novos indicadores utilizada durante a Etapa II.

Critérios Opções	<i>Failure Rate</i>	<i>MTTR</i>	<i>No. of Stops</i>	<i>Safety Rating</i>	<i>Severity Rating</i>	<i>MTTF</i>	<i>Maint.</i>
	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7
Pré-configurações							
Unidade	Unidade	Tempo [min]	Unidade	5-pontos	5-pontos	Unidade	5-pontos
Min/Max	Min	Min	Min	Max	Max	Max	Max
Pesos	11,26%	23,92%	18,80%	15,05%	19,66%	6,16%	5,15%
Função de Preferência	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>	<i>Usual</i>
Medidas							
Máquina 03	0,016	4,261	78	1	1	0,633	3
Máquina 04	0,048	7,800	75	3	3	0,522	1
Máquina 07	0,048	7,800	75	4	1	0,522	1
Máquina 08	0,065	4,640	83	3	4	0,444	5

Tabela 11 – Matriz de avaliação com o método PROMETHEE: Etapa II.

Fonte: o autor.

Desde que o método PROMETHEE foi abordado e explanado nas secções anteriores, sabe-se qual resultado o mesmo pode fornecer de forma a corroborar o contexto desse trabalho. Todavia, na Etapa II, além de ordenar as alternativas (resultado já abordado na Etapa I), o objetivo é verificar se houve alteração no ranqueamento das máquinas, ou seja, constatar se, com a adição dos novos indicadores, foram percebidas mudanças na ordem de priorização dos equipamentos.

Como pode ser observado na Figura 47, a ordem obtida após a inclusão dos novos indicadores alterou, sendo que, para esta análise, as máquinas mais prioritárias são: “Maq. 07”, “Maq. 08”, “Maq. 04” e “Maq. 03”. Uma vez que os valores estão próximos um dos outros, isto é, houve diferenciação somente a partir da segunda casa decimal, pode-se inferir que as máquinas, de maneira geral, apresentam um nível de criticidade semelhante. Nesse caso, sugere-se que os envolvidos tenham uma atenção especial para com todas elas, mas, ainda assim, a “Maq. 07” é a mais crítica dentre as opções apresentadas. Complementando a interpretação dessa imagem, também é possível observar o desempenho de cada alternativa em relação ao processo de superação (superar as demais opções (*i.e.*, “*Phi+*”), ou ser superada por elas (*i.e.*, “*Phi-*”).

Rank	action	Phi	Phi+	Phi-
1	Maq. 03	0,0863	0,5104	0,4241
2	Maq. 04	-0,0029	0,3646	0,3676
3	Maq. 08	-0,0344	0,4577	0,4921
4	Maq. 07	-0,0490	0,3339	0,3829

Figura 47 – Ordenação em tabela: resultados (método PROMETHEE): Etapa II.

Fonte: o autor.

Sob a ótica individual de cada máquina, a Figura 48 ilustra como o desempenho de cada métrica afetou a composição do valor “*Phi*”. Nota-se que, diferentemente da Etapa I, essa nova análise considerou a “Máq. 07” como sendo a alternativa mais crítica, principalmente, devido aos indicadores *Maintainability* (“*c7*”), *Severity Rating* (“*c5*”) e *MTTR* (“*c2*”), pois estes indicadores apresentaram uma forte correlação com o valor “*Phi-*”, ou seja, a variável responsável por medir o quanto a alternativa é superada pelas demais.

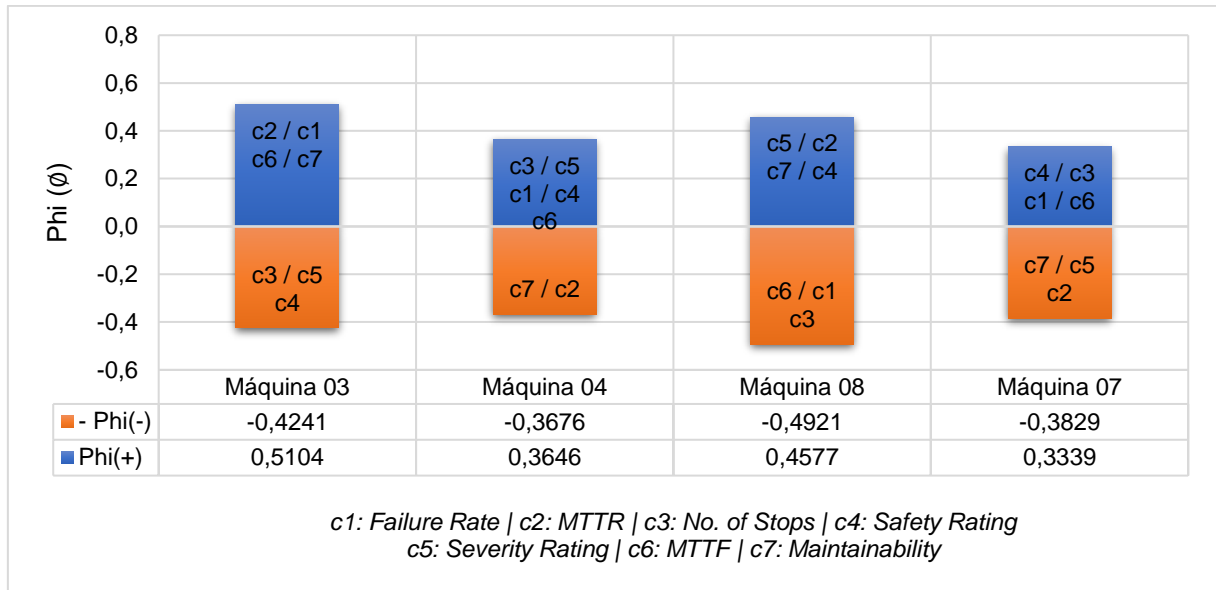


Figura 48 – Resultado dos valores de “Phi” e indicadores por máquina (Etapa II).

Fonte: o autor.

Como abordado, a Etapa II do caso de aplicação tem por objetivo avaliar o desempenho do sistema quando novas métricas são adicionadas ao processo analisado. Em relação à ordenação, observa-se que houve alteração na ordem de prioridade das máquinas, portanto, a adição e/ou exclusão de indicadores pode influenciar o resultado final. Essa comprovação é relevante por alguns motivos:

- i. O setor de Manutenção consegue direcionar as ações para os objetivos da empresa, sejam eles movidos por fatores externos (por exemplo, adequações de segurança no chão de fábrica) ou internos (por exemplo, mudança de gestores/diretores);
- ii. O processo de avaliação pode ser customizado para diferentes empresas de diversos segmentos industriais, pois os indicadores e pesos podem se adequar ao contexto de avaliação;
- iii. Os procedimentos aplicados são dinâmicos, pois permite-se que novos critérios sejam adicionados/excluídos e que atividades de auditoria sejam possíveis de serem inseridas durante as análises;
- iv. Consegue-se ter uma visão macro do nível de criticidade das máquinas, os quais são obtidos tanto por meio de avaliação localizada dos indicadores, como também através do desempenho global dos critérios.

Em suma, sob a ótica da “*smart*” do processo, a (re)priorização das máquinas indica que o grupo de operadores e analistas buscam otimizar o sistema por meio de novas métricas de desempenho, conseqüentemente, observa-se que as ações de manutenção são diretamente afetadas por essas alterações. Essa otimização refere-se ao nível de confiabilidade que os usuários têm sob o sistema analisado, pois ora estes podem considerar que fatores relacionados à riscos operacionais sejam mais relevantes ou ora os mesmos podem indicar que fatores relativos à produtividade sejam mais essenciais. Desse modo, o *framework* permite, por consequência, que as tarefas de manutenção relacionadas as alternativas também apresentem os mesmos diferenciais.

6.2.5. Considerações

Em relação as análises referentes a Etapa II, conforme mencionado, desejava-se verificar o comportamento do sistema após a alteração dos critérios de avaliação. Essa alteração faz referência à inserção e/ou exclusão de indicadores dentro do escopo de análise – neste trabalho, somente a inclusão de critérios foi avaliada, pois o objetivo é comparar possíveis mudanças na ordem de criticidade das alternativas.

Para tanto, os procedimentos apresentados na Etapa I foram (re)aplicados ao sistema, porém com a inclusão de duas novas métricas. Conforme pode ser visualizado no Quadro 14, onde a ordenação das máquinas é apresentada para a Etapa I e Etapa II, observa-se que houve alteração na ordem apresentada. Em complemento, a Tabela 12 ilustra o comportamento das opções com uma ótica focal sobre elas, isto é, se a máquina melhorou ou piorou seu desempenho.

Ranking	Etapa I (5 Indicadores)	Etapa II (7 Indicadores)
1	Maq. 04	Maq. 03
2	Maq. 03	Maq. 04
3	Maq. 07	Maq. 08
4	Maq. 08	Maq. 07

Quadro 14 – Ordem de priorização das máquinas: Etapa I *versus* Etapa II.

Fonte: o autor.

Alta Criticidade	Ordem na Lista (Etapa II vs. Etapa I)	Prioridade (Etapa II vs. Etapa I)	Phi Etapa I	Phi Etapa II	ΔPhi
Maq. 03	↑	Melhorou (menos crítico)	0,0084	0,0863	0,0779
Maq. 04	↓	Piorou (mais crítico)	0,0355	-0,0029	-0,0384
Maq. 07	↓	Piorou (mais crítico)	-0,0165	-0,0490	-0,0325
Maq. 08	↑	Melhorou (menos crítico)	-0,0274	-0,0344	-0,0070

Tabela 12 – Desempenho das máquinas após inserção dos novos indicadores.

Fonte: o autor.

Como pode ser visualizado, a prioridade da “Maq. 07” piorou durante a segunda rodada de análises, dado que na Etapa II foi considerada a pior alternativa dentre as disponíveis. Por sua vez, a “Maq. 08” melhorou o desempenho quando novos indicadores foram inseridos, subindo uma posição no *ranking*. Porém, ao avaliar a variável “Phi” dessa máquina e comparar com a “Máq. 07”, nota-se que a diferença *delta* foi maior em relação à essa última, ou seja, isso mostra que a “Máq. 07” piorou muito mais do que a “Máq. 08” melhorou.

De forma análoga, as “Maq. 03” e “Maq. 04” inverteram suas posições quando as novas métricas foram incluídas nas avaliações, sendo que a máquina “03” teve uma diferença absoluta superior à outra máquina, fazendo com esse seja o motivo pela troca de posições.

Uma vez que houve alteração no ranqueamento final, observa-se que os procedimentos apresentados e necessários para implantar uma avaliação inteligente são facilmente (re)executados e adaptáveis a qualquer planta industrial. Adicionalmente, nota-se que as metodologias apresentadas se mostram ótimas ferramentas de suporte, pois consegue-se ter visibilidade do comportamento (localizado e global) das alternativas (*i.e.*, máquinas do processo).

Além disso, uma vez que os procedimentos indicam a prioridade dos equipamentos, pode-se criar ações de manutenção específicas para cada um deles, tanto em relação às tarefas de execução, quanto em relação à frequência com que elas são aplicadas. Logo, os recursos relacionados ao setor de Manutenção podem ser otimizados a ponto de conseguirem criar vantagens competitivas de forma a diminuir os custos envolvidos, maximizando, por consequência, o lucro por unidade produzida, assim como fazer com que o equipamento opere por mais tempo de forma confiável e adequada.

6.3. MODELO COM PONDERAÇÃO REAL DOS INDICADORES

Com o intuito verificar a aplicabilidade da metodologia de ordenação, houve uma sessão de apresentação e entrevistas com um grupo especializado de uma empresa de papel e celulose localizada nos Campos Gerais do estado do Paraná. O objetivo dessa coleta de informação foi avaliar com os usuários a relevância de cada indicador sob sua própria visão.

Empresas de papel e celulose têm grandes linhas de produção, sendo que essas linhas consistem em uma única máquina. Portanto, de maneira macro, uma máquina contempla os processos de preparo (“polpeamento”), branqueamento, secagem, prensagem, enrolamento (“bobinamento”) e segmentação em partes menores (“rebobinamento”). Portanto, dada a complexidade do processo, suas atividades e a disponibilidade de diferentes gramaturas de papel, é comum as empresas não terem muitas linhas de produção (*i.e.*, máquinas). Sendo assim, costuma-se encontrar nas principais empresas desse setor um número próximo/em média de cinco máquinas de processamento e produção de celulose e papel.

Em relação aos entrevistados, o grupo de especialistas foi formado por oito integrantes de uma empresa deste segmento, sendo os mesmos de diferentes setores. A composição multidisciplinar da equipe foi dada de tal forma que os setores relacionados à Produção (produção, segurança, operação e manutenção) pudessem contribuir com suas avaliações e percepções. Logo, a equipe é formada por:

- 01 coordenador de produção;
- 01 engenheiro de segurança do trabalho;
- 02 operadores de máquinas;
- 04 analistas de manutenção (sendo 03 destes com foco em confiabilidade).

No que diz respeito ao fator de resposta (peso) de cada avaliador, salienta-se que a representatividade durante a avaliação de cada integrante é igualitária, ou seja, dado que são oito pessoas, cada uma tem uma influência de 12,50% nos pesos finais (*i.e.*, $\frac{1}{8}$).

Logo, partindo dessa premissa, apresentou-se ao grupo de especialistas o modelo AHP para realizar a comparação par a par dos indicadores, objetivando a extração dos pesos.

6.3.1. Seleção dos Indicadores

O grupo de especialistas realizou a comparação par a par dos indicadores conforme modelo apresentado na Figura 29 (seção 6.1.1). Todavia, definiu-se previamente, por recomendação da empresa, que os quatro grupos de métricas deveriam inicialmente apresentar o mesmo peso, logo, somente houve comparação par a par a nível de indicadores. Um dos motivos de fixar esse parâmetro é porque, do ponto de vista da alta gerência, todos os grupos apresentam a mesma relevância para a companhia.

Grupo	Indicador	Grupo de Especialistas (Valor Normalizado)								Média Geom. "Ideals"	TOTAL
		#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8		
Perf. do equipamento	<i>Failure Rate (λ)</i>	0,155	0,136	0,126	0,180	0,139	0,088	0,105	0,199	0,602	0,0559
	<i>Maintainability</i>	0,019	0,022	0,031	0,043	0,085	0,059	0,049	0,018	0,156	0,0145
	<i>MTDBE</i>	0,299	0,184	0,153	0,165	0,169	0,086	0,147	0,214	0,740	0,0687
	<i>MTBM</i>	0,019	0,015	0,050	0,020	0,034	0,062	0,040	0,025	0,131	0,0121
	<i>MTTF</i>	0,061	0,057	0,087	0,085	0,049	0,069	0,058	0,083	0,296	0,0275
	<i>MTTR</i>	0,054	0,049	0,064	0,199	0,081	0,069	0,043	0,073	0,310	0,0288
	<i>No. of Stops</i>	0,080	0,086	0,091	0,066	0,087	0,072	0,058	0,073	0,335	0,0311
	<i>OEE</i>	0,195	0,285	0,231	0,066	0,195	0,200	0,216	0,176	0,807	0,0749
	<i>Prob. of Failures</i>	0,075	0,113	0,107	0,117	0,066	0,087	0,081	0,067	0,384	0,0356
	<i>Sensor Measur.</i>	0,022	0,026	0,030	0,027	0,069	0,146	0,165	0,043	0,215	0,0200
<i>MTBefF</i>	0,021	0,027	0,029	0,033	0,025	0,062	0,039	0,029	0,138	0,0129	
Peso Subtotal (Grupo #1)											0,3820
Perf. de custo	<i>Economic Cost Risk</i>	0,276	0,507	0,265	0,297	0,090	0,252	0,163	0,185	0,490	0,0455
	<i>Maintenance Cost</i>	0,101	0,093	0,075	0,189	0,138	0,084	0,116	0,116	0,234	0,0218
	<i>Production Cost</i>	0,483	0,162	0,508	0,311	0,502	0,137	0,490	0,458	0,733	0,0680
	<i>Security Cost</i>	0,141	0,238	0,151	0,204	0,270	0,527	0,231	0,240	0,494	0,0459
Peso Subtotal (Grupo #2)											0,1812
Perf. do processo	<i>Availability</i>	0,269	0,140	0,212	0,168	0,530	0,279	0,563	0,200	0,640	0,0595
	<i>Mean Downtime</i>	0,294	0,202	0,087	0,313	0,101	0,082	0,074	0,069	0,310	0,0288
	<i>Mean Uptime</i>	0,128	0,129	0,087	0,113	0,101	0,078	0,043	0,112	0,230	0,0214
	<i>Reliability</i>	0,253	0,487	0,225	0,246	0,047	0,176	0,189	0,221	0,484	0,0449
	<i>Total Operation Time</i>	0,056	0,043	0,388	0,160	0,221	0,384	0,130	0,398	0,412	0,0382
Peso Subtotal (Grupo #3)											0,1928
Avaliação de risco	<i>Detection Rating</i>	0,102	0,182	0,185	0,114	0,400	0,055	0,110	0,059	0,356	0,0330
	<i>Environmental Rating</i>	0,070	0,073	0,102	0,054	0,070	0,157	0,170	0,185	0,287	0,0266
	<i>Occurrence Rating</i>	0,181	0,219	0,371	0,179	0,092	0,073	0,057	0,130	0,397	0,0369
	<i>Safety Rating</i>	0,337	0,201	0,138	0,327	0,303	0,349	0,353	0,313	0,799	0,0742
	<i>Severity Rating</i>	0,310	0,324	0,204	0,327	0,135	0,365	0,310	0,313	0,789	0,0733
Peso Subtotal (Grupo #4)											0,2440

Tabela 13 – Distribuição dos pesos dos indicadores por avaliador.

Fonte: o autor.

Os valores normalizados extraídos do AHP para cada integrante do grupo são apresentados na Tabela 13, sendo que, o valor resultante é apresentado ao final da tabela. Outra informação que se consegue extrair desta tabela é que, para os entrevistados, os grupos de indicadores apresentam pesos distintos, ou seja, o conjunto de métricas com maior relevância é a performance do equipamento (38,20%), seguido pela avaliação de risco (24,40%), performance do processo (19,28%) e, por fim, performance de custo (18,12%).

Com o intuito de melhor compreender a ponderação de cada métrica, a Tabela 14 apresenta os pesos em ordem decrescente. Note que, para esse grupo de avaliadores, o OEE (*Overall Equipment Effectiveness*) é a métrica que tem maior impacto na empresa, dado que é uma variável que considera diretamente a performance, disponibilidade e qualidade do processo. Por outro lado, o indicador com menor peso refere-se ao tempo entre manutenções – apesar de ser uma medida significativa, no todo, não reflete a criticidade do processo para os entrevistados. Complementando essa tabela, a Figura 49 apresenta a distribuição dos indicadores e exhibe o percentual acumulado dos pesos para cada métrica.

Indicador	Peso	Indicador	Peso
<i>Overall Equipment Effectiveness</i>	0,0749	<i>Detection Rating</i>	0,0330
<i>Safety Rating</i>	0,0742	<i>No. of Stops</i>	0,0311
<i>Severity Rating</i>	0,0733	<i>Mean Time to Repair</i>	0,0288
<i>Mean Time Between Downing Events</i>	0,0687	<i>Mean Downtime</i>	0,0288
<i>Production Cost</i>	0,0680	<i>Mean Time to Failure</i>	0,0275
<i>Availability</i>	0,0595	<i>Environmental Rating</i>	0,0266
<i>Failure Rate (λ)</i>	0,0559	<i>Maintenance Cost</i>	0,0218
<i>Security Cost</i>	0,0459	<i>Mean Uptime</i>	0,0214
<i>Economic Cost Risk</i>	0,0455	<i>Sensor Measur.</i>	0,0200
<i>Reliability</i>	0,0449	<i>Maintainability</i>	0,0145
<i>Total Operation Time</i>	0,0382	<i>Mean Time Before Failures</i>	0,0129
<i>Occurrence Rating</i>	0,0369	<i>Mean Time Between Maintenance</i>	0,0121
<i>Prob. of Failures</i>	0,0356	-	-

Tabela 14 – Distribuição dos pesos dos indicadores.

Fonte: o autor.

Uma vez que os pesos para os indicadores tenham sido identificados, a próxima etapa consiste na extração das medidas para essas variáveis conforme apresenta a próxima seção deste documento.

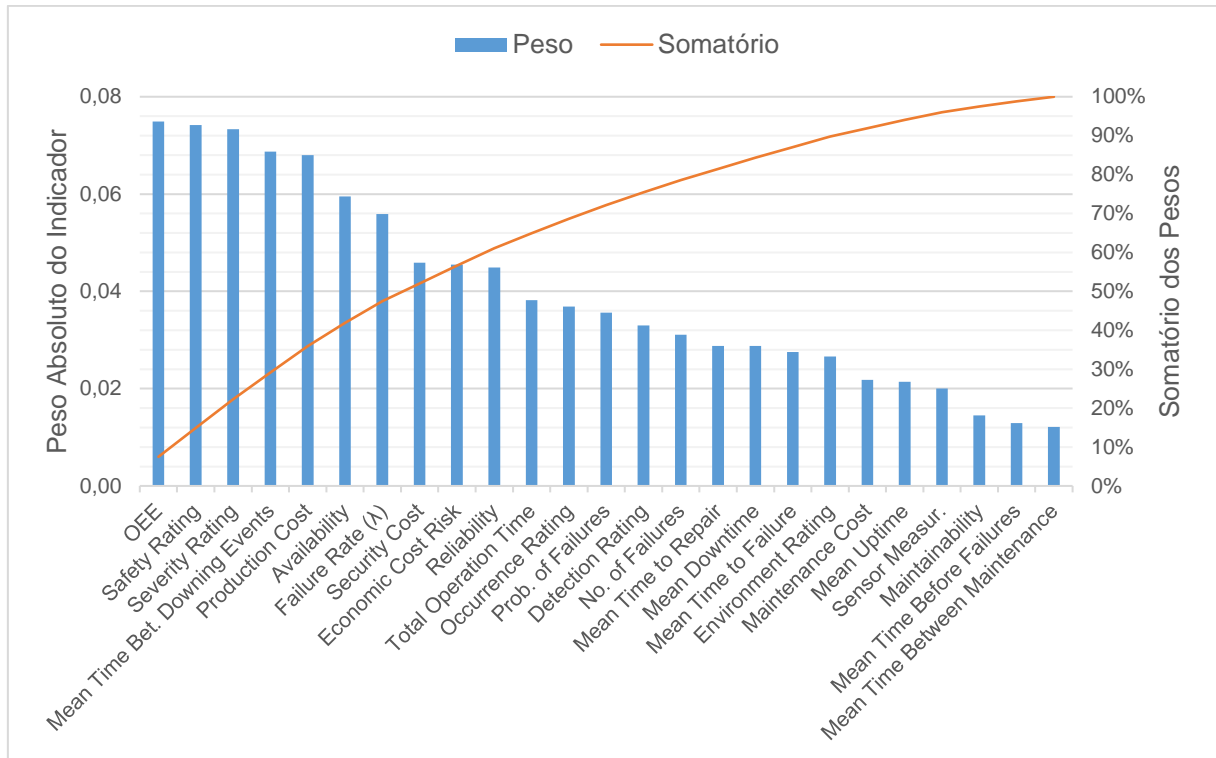


Figura 49 – Distribuição e composição dos pesos dos indicadores.

Fonte: o autor.

6.3.2. Extração de Conhecimento (Mineração de Processos)

Dado que apenas ferramentas acadêmicas estão sendo usadas, observou-se que o *software* IRIS 2.0 – o qual tem por finalidade classificar as máquinas em grupos de criticidade – realiza avaliações com no máximo 15 indicadores. Sendo assim, foi necessário filtrar os indicadores que apresentam os maiores pesos e readequar tais ponderações. Logo, a Tabela 15 exibe os pesos ajustados (normalizados).

Com base nessa lista de métricas, partiu-se para a coleta das medidas. Os valores dos indicadores são apresentados na Tabela 16 para cinco máquinas, sendo que ambos os pesos (AHP e normalizado) são apresentados, assim como o objetivo, valores mínimo e máximo, e limiares para as classes. Essa tabela será a matriz de referência para uso nos métodos MCDM subsequentes.

ID#	Indicador	Critério	Resultado AHP	Valor Normalizado	Percentual
08	OEE	c1	0,0749	0,0953	9,53%
24	Safety Rating	c2	0,0742	0,0945	9,45%
25	Severity Rating	c3	0,0733	0,0933	9,33%
03	Mean Time Bet. Downing Events	c4	0,0687	0,0874	8,74%
14	Production Cost	c5	0,0680	0,0866	8,66%
16	Availability	c6	0,0595	0,0757	7,57%
01	Failure Rate (λ)	c7	0,0559	0,0712	7,12%
15	Security Cost	c8	0,0459	0,0584	5,84%
12	Economic Cost Risk	c9	0,0455	0,0579	5,79%
19	Reliability	c10	0,0449	0,0572	5,72%
20	Total Operation Time	c11	0,0382	0,0486	4,86%
23	Occurrence Rating	c12	0,0369	0,0470	4,70%
09	Prob. of Failures	c13	0,0356	0,0453	4,53%
21	Detection Rating	c14	0,0330	0,0420	4,20%
07	No. of Stops	c15	0,0311	0,0396	3,96%
Soma dos Percentuais			0,7856	1,0000	100,00%

Tabela 15 – Indicadores selecionados para uso no software IRIS 2.0.

Fonte: o autor.

Critério #	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	(...)
Peso (AHP)	0,0749	0,0742	0,0733	0,0687	0,0680	0,0595	0,0559	
Peso (15-Ind.)	0,0953	0,0945	0,0933	0,0874	0,0866	0,0757	0,0712	
Máquina 01	0,6947	5	3	66,580	5,198	0,5678	0,0162	
Máquina 02	0,7631	5	1	112,033	6,389	0,5763	0,0095	(...)
Máquina 03	0,7475	2	3	157,131	4,817	0,5543	0,0067	
Máquina 04	0,7475	5	2	172,844	8,451	0,5543	0,0061	
Máquina 05	0,6771	3	2	81,008	9,763	0,5285	0,0140	
Obj.	MAX	MAX	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	
Min.	0,6771	2	1	66,580	4,817	0,5285	0,0061	
1/3	0,7058	3	2	102,001	6,466	0,5444	0,0095	(...)
2/3	0,7345	4	2	137,423	8,115	0,5604	0,0129	
Max.	0,7631	5	3	172,844	9,763	0,5763	0,0162	

Critério #	c8	c9	c10	c11	c12	c13	c14	c15
Peso (AHP)	0,0459	0,0455	0,0449	0,0382	0,0369	0,0356	0,0330	0,0311
Peso (15-Ind.)	0,0584	0,0579	0,0572	0,0486	0,0470	0,0453	0,0420	0,0396
Máquina 01	821,140	3	0,7780	275,554	2	0,0226	1	66
Máquina 02	802,625	5	0,8485	355,690	5	0,0296	6	54
Máquina 03	578,025	3	0,9002	329,755	1	0,0279	1	43
Máquina 04	317,612	3	0,9002	362,730	10	0,0307	10	70
Máquina 05	959,349	4	0,7961	318,559	1	0,0248	8	29
Obj.	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN
Min.	317,612	3	0,7780	275,554	1	0,0226	1	29
1/3	531,525	4	0,8188	304,613	4	0,0253	4	43
2/3	745,437	4	0,8595	333,671	7	0,0280	7	56
Max.	959,349	5	0,9002	362,730	10	0,0307	10	70

Tabela 16 – Desempenho das máquinas do sistema.

Fonte: o autor.

Assim como apresentado nos subcapítulos anteriores, recomenda-se que o grupo de especialistas faça uma análise focal de cada “máquina *versus* indicador” para que ações pontuais sejam executadas a fim melhorar as medidas de maneira localizada. Essa forma de apresentação é útil pois os entrevistados têm uma visibilidade segregada do desempenho da máquina, e não apenas no todo (*i.e.*, na combinação de todas as métricas). Por exemplo, observa-se que a “Máq. 05” tem uma performance ruim se comparada com as demais alternativas (no geral, o tom de cor é próximo do vermelho), porém no quesito probabilidade de falhas (“c13”), taxa de detecção (“c14”) e número de falhas (“c15”), o desempenho da mesma pode ser considerado adequado em comparação com as outras (tom de cor com tendência ao verde).

Seguindo o ciclo de procedimentos, uma vez que as medidas e os pesos para os indicadores tenham sido estabelecidos, pode-se prosseguir com a execução do método ELECTRE TRI para classificação das máquinas.

6.3.3. Classificação das Máquinas (Método ELECTRE TRI)

Durante o decorrer deste trabalho, comentou-se que o uso do método ELECTRE TRI é justificável em ambientes de alta complexidade ou que contenham um número grande de alternativas. Todavia, para seguir o ciclo de execução, optou-se por aplicar este método no ambiente analisado para averiguar sua capacidade de classificação.

Sendo assim, este método MCDM é utilizado para classificar as cinco máquinas em três níveis de criticidade (alta, média e baixa), conforme apresentado nas seções anteriores. Portanto, reforça-se que o objetivo foi constatar a habilidade de segregação, pois sob a ótica de quantidade de máquinas, o sistema é relativamente simples, isto é, essa fase poderia ser sobrepassada.

De qualquer modo, criou-se um novo modelo controlado (simulado) com cinco alternativas (máquinas) e quinze critérios (indicadores) para realizar as avaliações. Como comentado, os valores de referência para os critérios *quali-quant*i foram apresentados na Tabela 16 (seção 6.3.2), sendo que o resultado deste método é apresentado na Figura 50. Observe que três máquinas foram consideradas críticas,

“Máq. 01”, “Máq. 02” e “Máq. 05”, e as outras duas com traços do grupo crítico, porém classificadas no segundo grupo (média criticidade).

Results		Infer. Prog.			Indices										
	C1	C2	C3												
Maq. 01															
Maq. 02															
Maq. 03															
Maq. 04															
Maq. 05															
lambda	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10	k11	k12	k13	k14	k15
0.75	0.0953	0.0945	0.0933	0.0874	0.0866	0.0757	0.0712	0.0584	0.0579	0.0572	0.0486	0.047	0.0453	0.042	0.0396

Figura 50 – Resultado da classificação.

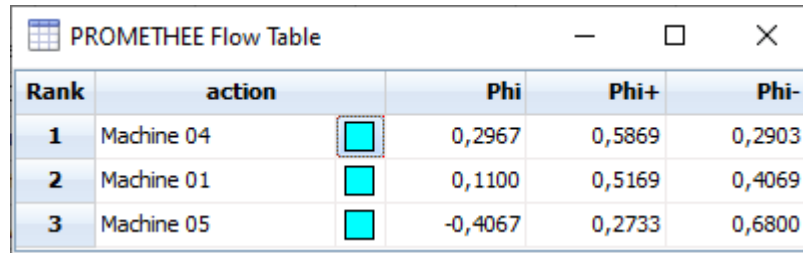
Fonte: o autor.

Logo, são as máquinas que apresentam alta criticidade que seguem para a ordenação final com o auxílio do método PROMETHEE, conforme apresentação da próxima seção.

6.3.4. Ordenação e Priorização (Método PROMETHEE)

A última etapa do *framework* consiste na ordenação final das alternativas. Como abordado, as ações de classificação e ranqueamento utilizam de métricas *quali-quantitativa* para definição da(s) máquina(s) mais crítica(s) no sistema. Portanto, o uso deste método MCDM é justificado pela capacidade de analisar variáveis multicritérios e com diferentes pesos, representando de maneira assertiva a realidade do processo (*i.e.*, medidas dos indicadores) e o desejo do grupo de especialistas (*i.e.*, pesos dos indicadores).

Como no método anterior, a matriz de referência para executar as avaliações consiste na Tabela 16 (seção 6.3.2). Logo, o resultado obtido com a técnica de ordenação do método PROMETHEE para as máquinas classificadas como sendo de alta criticidade é exibido na Figura 51. Ao interpretar essa imagem, nota-se que, de fato, a “Máq. 05” foi considerada a alternativa que apresentou o pior desempenho, ou seja, essa é a opção mais crítica no sistema.



Rank	action	Phi	Phi+	Phi-
1	Machine 04	0,2967	0,5869	0,2903
2	Machine 01	0,1100	0,5169	0,4069
3	Machine 05	-0,4067	0,2733	0,6800

Figura 51 – Ordenação em tabela: resultados (método PROMETHEE).

Fonte: o autor.

Todavia, diferentemente das primeiras análises (Etapas I e II), a avaliação com pesos reais, considerando quinze indicadores e três alternativas mostrou-se bastante consolidada e robusta, dado que os valores de “*Phi*” estão explicitamente segregados, isto é, há uma concordância de que a “Máq. 05” é a alternativa com pior performance. Portanto, sugere-se que a equipe de Manutenção direcione seus esforços nessa máquina de tal modo que a mesma melhore seus indicadores de desempenho.

Em suma, aplicar os procedimentos com base em avaliações de pesos reais corrobora a validação do *framework*, pois consegue-se vislumbrar o comportamento do conjunto ao considerar e integrar diversos campos de estudo. Além disso, observa-se qual a relevância e as prioridades para os usuários e mantenedores do processo, como, por exemplo, o indicador OEE. Por fim, utilizar essa sequência de métodos MCDM (*i.e.*, AHP-ELECTRE-PROMETHEE) auxilia o grupo de especialistas a melhorar os pontos fracos locais (sob a ótica da métrica), assim como identificar os pontos críticos no sistema (sob a visão do todo). Portanto, ao final, observa-se que a equipe de Manutenção consegue otimizar os recursos e aumentar seu nível de assertividade.

6.3.5. Considerações

No que diz respeito aos procedimentos apresentados, os mesmos mostraram-se estar em concordância com as simulações executadas anteriormente, onde indicadores *quali-quantitativa* foram utilizados para classificar e ordenar um conjunto de máquinas, as quais simulam um processo de produção de papel e celulose. No presente cenário, o modelo considerou cinco máquinas industriais, valor este semelhante ao que se costuma encontrar em empresas desse segmento.

Os pesos dos indicadores foram extraídos aplicando o modelo AHP ao grupo de especialistas, o qual é composto por uma equipe multidisciplinar de oito pessoas. Sendo assim, cada integrante informou suas próprias respostas sem consultar o outro participante. Essa segregação foi realizada objetivando observar como pessoas de diferentes setores (produção, segurança, operação e manutenção) distribuem suas percepções para as métricas. Portanto, com base nas avaliações individuais, calculou-se o peso final para cada indicador, consistindo na média geométrica dos valores “*ideals*” (ou seja, determina-se o maior peso do grupo, e os demais é uma proporção desse valor, sendo que a melhor opção sempre receberá o valor “1” e os outros valores uma proporcionalidade deste (ADAMS e SAATY, 1999)).

Esses pesos foram utilizados nos métodos MCDM subsequentes, isto é, classificação (ELECTRE TRI) e ordenação (PROMETHEE). Apesar do número de alternativas ser baixo, o primeiro método foi aplicado para averiguar o desempenho desta fase do *framework* considerando poucas alternativas e observou-se que o modelo foi capaz de classificar as máquinas em grupos de prioridade, sendo que, ainda assim, três máquinas foram consideradas de alta criticidade.

Na sequência, o outro método foi usado para ordenar as alternativas e determinar qual a opção mais crítica. Uma vez que 15 indicadores *quali-quant*i estavam sendo utilizados para avaliar o processo, a análise pode ser considerada do tipo multicritério e com pouca trivialidade, dado que muitas métricas influenciam o modelo de decisão. Portanto, conseguiu-se ranquear as opções por ordem de criticidade e identificou que a “Máq. 05” foi considerada a mais crítica no sistema.

Nota-se que a definição do *ranking* auxilia os operadores a serem mais assertivos na seleção da máquina para direcionar os esforços, dado que, dificilmente, os usuários do sistema conseguiriam determinar que essa seria a alternativa mais crítica do sistema sob uma avaliação multidisciplinar de 15 indicadores. Além disso, complementa-se ainda que as técnicas de mineração de processo corroboram a validação e definição da prioridade, pois estas conseguem refletir a realidade do processo por meio de uma análise “*as-is*”, traduzindo os *logs* de eventos em conhecimento para uso nas métricas quantitativas. Por outro lado, em um processo real, os operadores conseguem manifestar sua experiência por meio dos indicadores qualitativos. Portanto, observa-se que a integração e avaliação *quali-quant*i, com o auxílio dos métodos multicritério de apoio à tomada de decisão, pode ser considerada uma solução para análise de processos críticos e complexos.

6.4. QUALIDADE DA DECISÃO, INFORMAÇÃO E DOS CRITÉRIOS

Conforme demonstrado, há uma aplicação em série dos métodos MCDM, o que pode gerar questionamentos em relação a qualidade da informação. A sequência utilizada, os objetivos, os critérios e as alternativas usadas em cada procedimento são resumidas na Figura 52.

Todavia, dado que essa aplicação considera diversas fontes de informação, ou seja, há muitos critérios, os dados extraídos dos *logs* podem conter inconsistência e há mais de um avaliador no processo, é essencial criar meios de medir a qualidade da decisão. Para tanto, a literatura apresenta algumas formas de controlar essa variável – a qualidade. Observe, portanto, que a Figura 53 segmenta os métodos MCDM utilizados nesse trabalho quanto aos objetivos, alternativas, critérios, formas de análise, fonte de avaliação e, ao final, apresenta alguns dos meios para garantir que os resultados sejam satisfatórios e consistentes – sob uma ótica da qualidade dos critérios, informação e decisão.

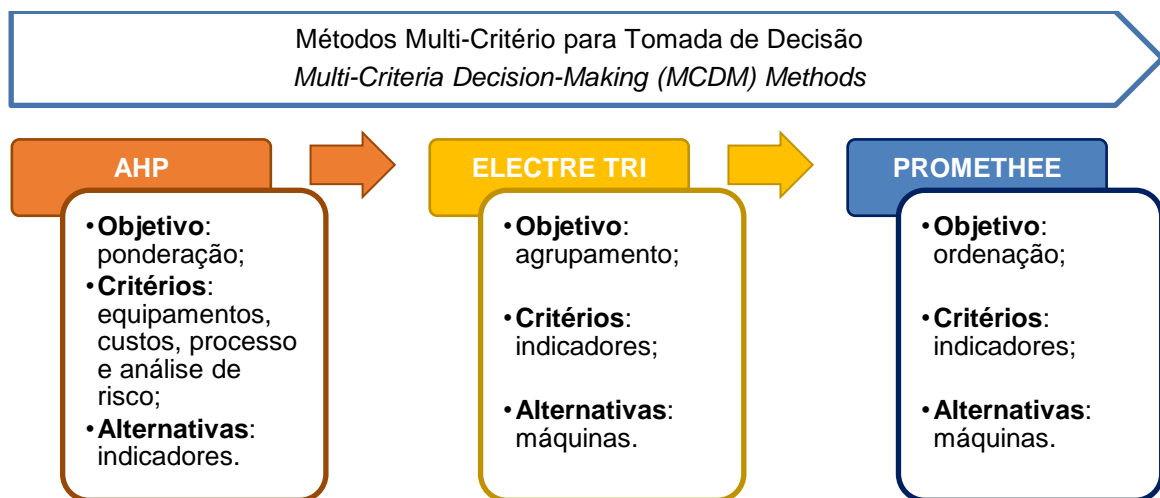


Figura 52 – Ordem de aplicação dos métodos MCDM.

Fonte: o autor.

Conforme pode ser observado na Figura 53, o processo da qualidade da decisão engloba todos os métodos (visão horizontal) e todos os níveis (visão vertical). Sob a ótica da informação, há dimensões que avaliam e/ou restringem o uso do dado. Por fim, a nível de critério, a literatura apresenta algumas propriedades que medem a qualidade do mesmo.

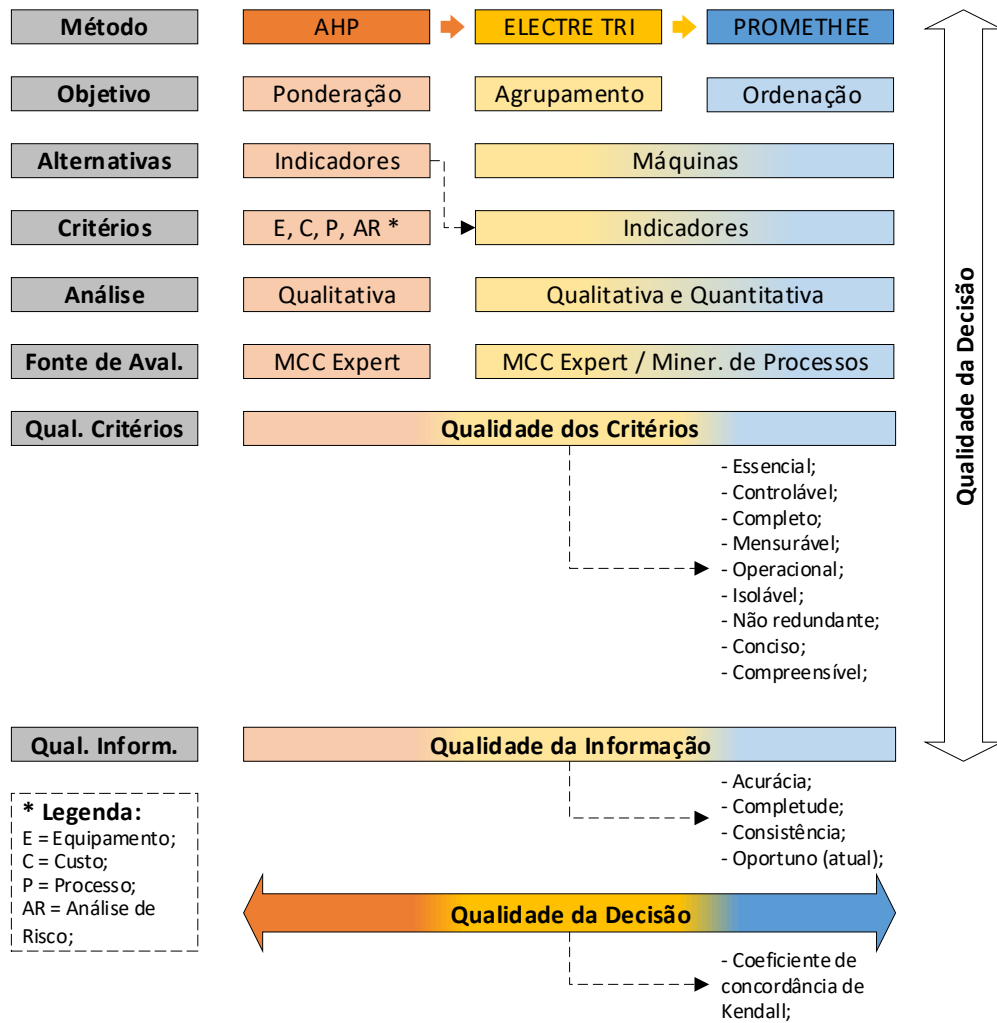


Figura 53 – Qualidade da decisão, informação e dos critérios.

Fonte: o autor.

Propriedade	Definição
Essencial	Deve considerar os aspectos de fundamental importância segundo o sistema de valores dos decisores.
Controlável	Deve representar um aspecto que seja influenciado apenas pelas ações potenciais.
Completo	Deve incluir todos os aspectos considerados como fundamentais pelos decisores.
Mensurável	Permite especificar, com a menor dúvida possível, o desempenho das ações potenciais, segundo aspectos considerados fundamentais pelos decisores.
Operacional	Possibilita coletar as informações requeridas sobre o desempenho das ações potenciais, dentro do tempo disponível e com esforço viável.
Isolável	Permite analisar um aspecto fundamental de forma independente com relação aos demais aspectos do conjunto.
Não redundante	Deve evitar considerar o mesmo aspecto mais de uma vez.
Conciso	Deve ser o mínimo necessário para modelar o problema segundo a visão dos decisores.
Compreensível	Deve ter o seu significado claro para os decisores, permitindo a geração e comunicação de ideias.

Quadro 15 – Propriedades desejadas para os critérios.

Fonte: adaptado de Fantinatti *et al.* (2014).

Iniciando pela a avaliação dos critérios, Fantinatti *et al.* (2014), suportado no trabalho de Keeney (1992), comenta que para um critério ser considerado adequado o mesmo, idealmente, deve atender nove propriedades, as quais são listadas e definidas no Quadro 15. Neste trabalho, os critérios aplicados aos casos de aplicação atendem, simultaneamente, aos nove requisitos, pois:

- **Essencial:** são considerados importantes ao grupo de analistas, pois conseguem controlar e mensurar o sistema de produção sob a ótica da Manutenção; como os indicadores foram extraídos da literatura com foco na manutenção industrial e confiabilidade, entende-se que tais métricas são essenciais a diversos sistemas;
- **Controlável:** dado que são indicadores que medem o desempenho do sistema, tais informações conseguem representar anormalidades oriundas de ações potenciais no contexto da decisão;
- **Completo:** as métricas consideram aspectos essenciais para os avaliadores, dado que representam relevantes medidas de desempenho do sistema, sendo estas únicas e independentes, ou seja, não há a necessidade de combinar informações para compreender o indicador;
- **Mensurável:** como nos métodos ELECTRE TRI e PROMETHEE os critérios são os próprios indicadores, eles são mensurados por meio de análise do *log* de eventos (quantitativos) ou entrevistas (qualitativos), isto é, consegue-se especificar e controlar o desempenho da variável medida;
- **Operacional:** uma vez que são KPIs aplicáveis à Manutenção Industrial, os mesmos são operacionais sob a ótica deste setor, dado que é possível coletar tais informações, em tempo aceitável e sem aplicar muito esforço – pois muitos desses indicadores estão disponíveis no sistema supervisório da planta;
- **Isolável:** como já demonstrado, os indicadores exibem informações relevantes para executar ações pontuais nos equipamentos, ou seja, de maneira localizada; nesse contexto, os mesmos podem ser considerados independentes em relação ao todo (conjunto de medidas);
- **Não redundante:** por recomendação, evita-se o uso de indicadores redundantes ou que indiretamente são calculados por meio de outras métricas, dado que poderia haver inconsistências durante as análises;

- Conciso: a depender do sistema, consegue-se ter uma boa decisão sem considerar muitos indicadores; trata-se de uma propriedade subjetiva, pois a concisão da avaliação (relevância das métricas) deve ser determinada pelas empresas;
- Compreensível: como todo indicador de medida, as informações são transparentes, apresentam um significado e permitem a transmissão de ideias de tal forma a auxiliar e conduzir o processo de tomada de decisão.

No que diz respeito a qualidade da informação, a literatura apresenta algumas dimensões que avaliam tal tópico. Segundo Batini (2009), existe uma influência direta na qualidade da decisão em processos de operações extremas, sendo que falhas na acurácia (“*accuracy*”), completude (“*completeness*”), consistência (“*consistency*”) e oportunismo (“*timeliness*”) são consideradas as principais fontes de erro em processos com situações e operações críticas. Cai e Zhu (2015), baseado em Wang e Strong (1996), seguem a mesma linha de raciocínio, sendo que estes definem essas dimensões conforme apresenta o Quadro 16.

Categoria	Dimensão da Qualidade da Informação	Atributos	Definição
Integridade	Acurácia	- Correto; - Livre de erro; - Preciso.	Habilidade dos dados em serem corretos, confiáveis e certificados sem erros; apesar disso, é a situação de aplicação que deve determinar a acurácia do dado.
	Completude	- Suficiente; - Completo; - Compreensível; - Detalhado.	Características dos dados serem amplos, profundos e com escopo suficiente para a tarefa em questão, ou seja, o conjunto de dados é completo se todos os valores necessários estiverem inclusos.
	Consistência	- Significado consistente; - Estrutura consistente; - Manter mesmo formato.	Habilidade dos dados serem representados de forma compacta e correta (<i>i.e.</i> , breve na apresentação, mas completa e direta).
Tempo	Oportunismo	- Atual; - Atualizado; - Entregue a tempo; - Pontual; - Oportuno.	Característica do dado em ter um tempo de vida (“idade”) aceitável e apropriado para a tarefa em questão. Consiste também na habilidade do dado ser atual e estar disponível “ <i>on time</i> ”.

Quadro 16 – Propriedades da qualidade da informação.

Fonte: adaptado de Cai e Zhu (2015), Batini (2009), Wang e Strong (1996), e Wand e Wang (1996).

Logo, com base nesse quadro, a qualidade da informação no contexto de aplicação atende as propriedades, pois observa-se:

- Acurácia: os dados devem ser extraídos do chão de fábrica por meio de *log* de eventos, portanto, desde que o registro de atividades tenha sido projetado de maneira adequada, o sistema armazenará os dados das máquinas representando a realidade do processo (*i.e.*, análise do tipo “*as-is*”);
- Completude: sob a ótica de um único indicador, a informação é completa, pois não há como representar outra medida; além disso, os dados são interpretáveis, pois, técnicas de mineração de processos foram aplicadas para extração de conhecimento, ou seja, conversão da informação bruta (“*cru*”) em conhecimento;
- Consistência: no contexto considerado, as métricas de desempenho seguem a mesma estrutura e formatação, assim como são diretas, pois a medida representa uma variável importante do processo (por exemplo: OEE);
- Oportunismo: uma vez que a proposta dessa pesquisa é realizar uma avaliação dinâmica e customizável, é essencial que os indicadores também compartilhem desse mesmo preceito, logo, eles são coletados e informados ao operador de maneira oportuna e adequada.

Por fim, a última forma de avaliar a qualidade, consiste em verificar o grau de concordância entre os avaliadores (juízes). Para tanto, técnicas estatísticas podem ser utilizadas para elucidar e aclarar a correlação entre diferentes conjuntos. Nesse trabalho, optou-se por utilizar o coeficiente de concordância de Kendall (“*W*”). Conforme apresentado por Leoneti (2016), suportado pela publicação de Siegel e Castellan-Jr. (1988), o valor desse coeficiente pode ser usado como uma medida de dependência entre o ranqueamento, sendo que um valor alto para “*W*” é interpretado como o grau de associação que “*k*” juízes (ou julgadores) ranquearam “*N*” alternativas de maneira semelhante. Para ciência, “*W*” varia entre zero e um, *i.e.*, $W = [0, 1]$.

Essa métrica estatística de correlação é disseminada e aceita na academia, pois os primeiros registros são da década de 1940. Conforme exposto por Siegel (1975), tal medida pode ser especialmente útil em estudos que necessitam comprovar a confiabilidade relativa a julgamentos ou a testes, tendo aplicações em campos de estudo relacionados a conglomerados de variáveis. O mesmo autor ressalta ainda que um valor elevado de “*W*” indica que os julgadores estão aplicando o mesmo padrão

de ordenação aos “ N ” indivíduos, sendo útil quando não há critérios externos relevantes para tal atividade. Todavia, um valor alto não significa que as observações estejam corretas, mas que houve apenas uma correlação (concordância) de ordenação para o ranqueamento. No contexto desse projeto, uma vez que são diversos indicadores, os quais são independentes entre si, essa “falsa” correlação não deve ocorrer, pois dificilmente estes apresentarão “falsas” semelhanças em diversas métricas simultaneamente.

O cálculo do coeficiente de concordância de Kendall é dado pela fórmula:

$$W = \frac{12s}{k^2(N^3 - N)}$$

onde, segundo Siegel (1975):

- “ s ” = soma dos quadrados dos desvios observados a contar da média dos “ R_j ”, isto é, $s = \sum \left(R_j - \frac{\sum R_j}{N} \right)^2$;
- “ k ” = número de julgadores (ou juízes); no contexto desta pesquisa, o número de indicadores para avaliação (*i.e.*, variação de 01 a 25 indicadores);
- “ N ” = número de entidades (alternativas); no contexto da pesquisa, o número de máquinas para ordenação (*i.e.*, dez máquinas).

Se a proporção de empates é grande, introduz-se uma correção com o objetivo de aumentar ligeiramente o valor de “ W ” em relação ao valor que apresentaria sem a correção (SIEGEL, 1975). Nesse contexto, o coeficiente de Kendall pode ser calculado como:

$$W = \frac{12}{k^2(N^3 - N) - k \sum (t^3 - t)}$$

onde:

- “ t ” = número de observações em um grupo empatadas em relação a um dado posto.

A prova de significância do coeficiente de concordância de Kendall é dado pela fórmula com distribuição, aproximadamente, *qui-quadrado* (“ χ^2 ”) para “ $N > 7$ ”. Para que haja significância, esse valor deve ser maior que o valor apresentado na conhecida tabela de valores críticos de *qui-quadrado* (vide ANEXO A). Logo, “ χ^2 ” é obtido por:

$$\chi^2 = k(GL)W$$

onde:

- “ GL ” = graus de liberdade, ou seja, $N - 1$.

Se “ $N \leq 7$ ”, deve-se consultar o valor críticos de “ s ” associados com os “ W ’s” – vide ANEXO A – sendo que o valor de “ s ” deve ser maior que o valor presente na tabela.

Como trata-se de uma medida estatística, na sequência serão apresentados os valores de concordância para ambos os casos de aplicação considerados nesse trabalho, onde varia-se o número de indicadores (*i.e.*, a quantidade de juízes) e avalia-se como foi feita a ordenação das máquinas. Assim como nos casos de aplicação, os pesos foram extraídos com a ajuda do método AHP, porém, uma vez que o objetivo é verificar o ranqueamento das máquinas, utilizou-se o método PROMETHEE.

6.4.1. Modelo Controlado: Concordância e Variação de Posição

O objetivo de utilizar esse coeficiente para expressar o nível de associação entre os juízes (critérios) consiste em, principalmente, avaliar a qualidade da decisão buscando determinar o número mínimo de métricas no qual o sistema se comporta de maneira estável. Logo, consegue-se formalmente mensurar o nível de concordância entre as 25 medidas de desempenho.

Para tanto, os indicadores foram elencados por ordem decrescente de relevância (Tabela 1, seção 6.1.1) – ou seja, do maior para o menor peso – e os mesmos foram sendo adicionados um a um, começando com apenas um indicador. O ANEXO A exhibe a ordem de inserção dos indicadores, assim como os pesos

(re)normalizados a cada execução. O resultado do ranqueamento (método PROMETHEE) pode ser consultado na Tabela 17.

	Máquinas										W (Coeficiente de Kendall)	
	M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10		
	Posição no Ranking											
Indicadores	1	1	2	3	9	5	6	9	4	6	8	–
	2	3	1	2	10	9	8	5	7	4	6	0,7564
	3	1	2	3	8	9	7	6	10	4	5	0,7463
	4	2	1	3	10	8	7	4	9	5	6	0,7800
	5	2	1	3	9	8	5	7	10	4	6	0,8000
	6	1	2	3	9	8	5	7	10	4	6	0,8187
	7	1	2	3	10	8	6	7	9	4	5	0,8386
	8	1	2	4	10	8	6	7	9	3	5	0,8507
	9	1	2	4	10	8	6	7	9	3	5	0,8617
	10	1	2	5	10	7	6	8	9	3	4	0,8627
	11	1	2	3	10	7	6	8	9	5	4	0,8685
	12	1	2	3	9	7	6	8	10	5	4	0,8727
	13	2	1	3	9	7	5	8	10	6	4	0,8730
	14	1	2	3	9	7	4	8	10	5	6	0,8752
	15	1	2	3	9	7	4	8	10	5	6	0,8779
	16	1	2	3	9	7	4	8	10	5	6	0,8809
	17	1	2	3	9	7	4	8	10	5	6	0,8841
	18	1	2	3	9	7	5	8	10	4	6	0,8888
	19	1	2	3	9	7	5	8	10	4	6	0,8931
	20	1	2	3	9	7	5	8	10	4	6	0,8972
	21	1	2	3	9	7	5	8	10	4	6	0,9010
	22	1	2	3	9	7	5	8	10	4	6	0,9045
	23	1	2	3	9	7	5	8	10	4	6	0,9078
	24	1	2	3	9	7	5	8	10	4	6	0,9109
	25	1	2	3	9	7	5	8	10	4	6	0,9138

Tabela 17 – Ranking das máquinas e coeficiente de concordância.

Fonte: o autor.

Observe que, para cada execução, um diferente valor para o coeficiente de Kendall é encontrado, aproximando-se do valor máximo, ou seja, “1”. Isso mostra que conforme são adicionadas as métricas de avaliação, há uma concordância entre os juízes em estabilizar o *ranking*.

De forma a constatar trocas de posições, os dados numéricos dessa tabela foram convertidos em gráfico evolutivo – conforme é apresentado na Figura 54. Note que, neste caso, a estabilidade de posição foi alcançada com 18 dos 25 indicadores, sendo que no início observa uma ordenação muito instável, isto é, diversas variações

são observadas. Além disso, verifica-se que, conforme novas métricas são adicionadas, as alternativas tendem a variar em pares ou trios, sendo que o *ranking* tende a se estabilizar em determinado ponto.

Complementando essa análise, o quantitativo de máquinas que trocaram de posições a cada execução pode ser melhor visualizado na Figura 55, pois esta imagem contabiliza a quantia de máquinas que trocaram suas posições em comparação com a execução anterior.

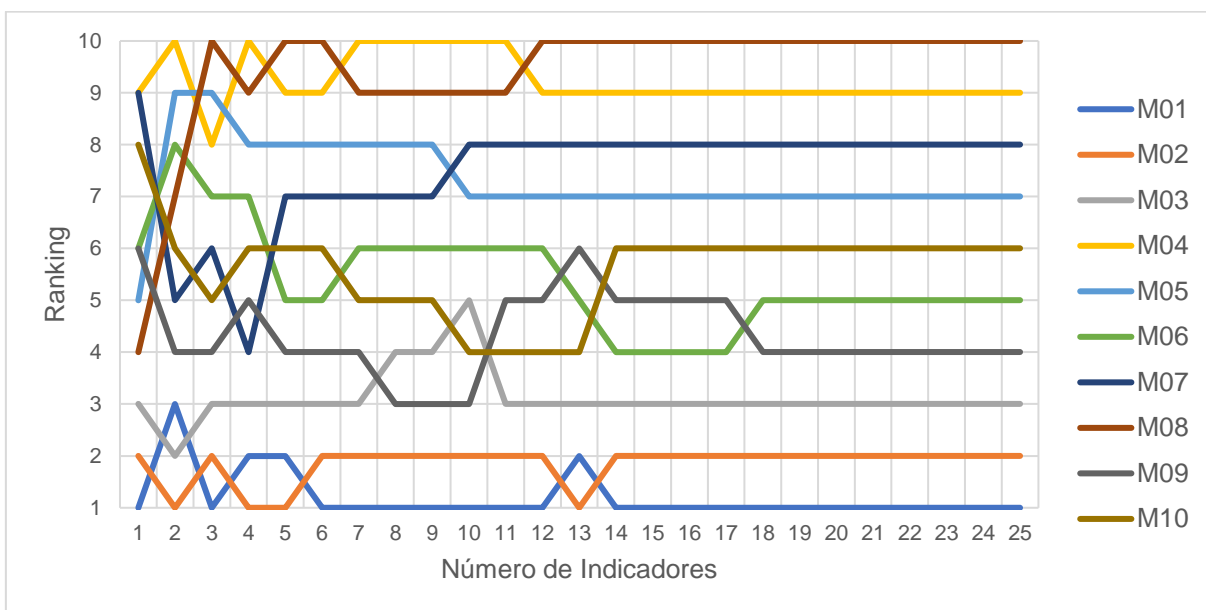


Figura 54 – Variação do *ranking* com a adição de métricas (peso decrescente).

Fonte: o autor.

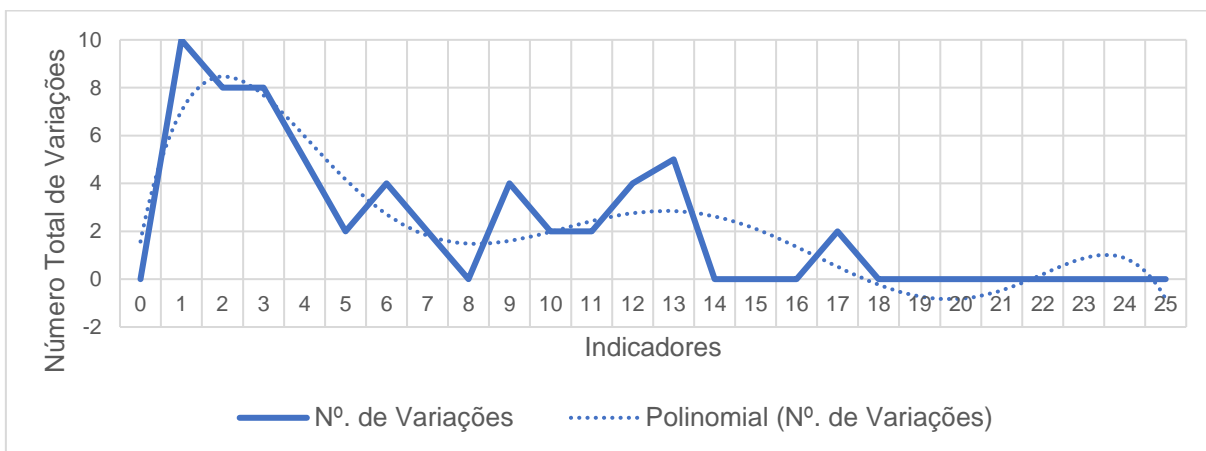


Figura 55 – Número de variações por máquina (peso decrescente).

Fonte: o autor.

Com o objetivo de apresentar a variação sob uma ótica focal nas alternativas, utiliza uma representação gráfica conhecida como distribuição dos dados em quartis, conforme ilustra a Figura 56. Portanto, considerando todo o conjunto de dados, essa representação ilustra a média (representada por “x”), os valores considerados aleatórios e/ou “outliers” (representados pelos “•”), os valores máximo e mínimo da amostra (representados pelos segmentos de reta superiores e inferiores, respectivamente, os quais desconsideram os “outliers”) e o primeiro e terceiro quartil (representados pelas bordas inferior e superior das caixas, os quais representam 25% e 75% dos valores contidos na amostra, respectivamente; sendo que a diferença entre esses quartis ilustram a dispersão dos dados).

Como se pode observar, as “Máq. 08” e “Máq. 07” são as mais críticas no processo, sendo que a “Máq. 08” é a mais prioritária entre as duas opções, dado que: i) é a máquina que apresenta a maior média; e, ii) não apresenta segmento de reta abaixo e acima da caixa, ou seja, o primeiro e terceiro quartil são os próprios valores mínimos e máximos. Logo, isso comprova que as variações que ocorreram no início são consideradas aleatórias e, portanto, são desconsideradas durante essa avaliação.

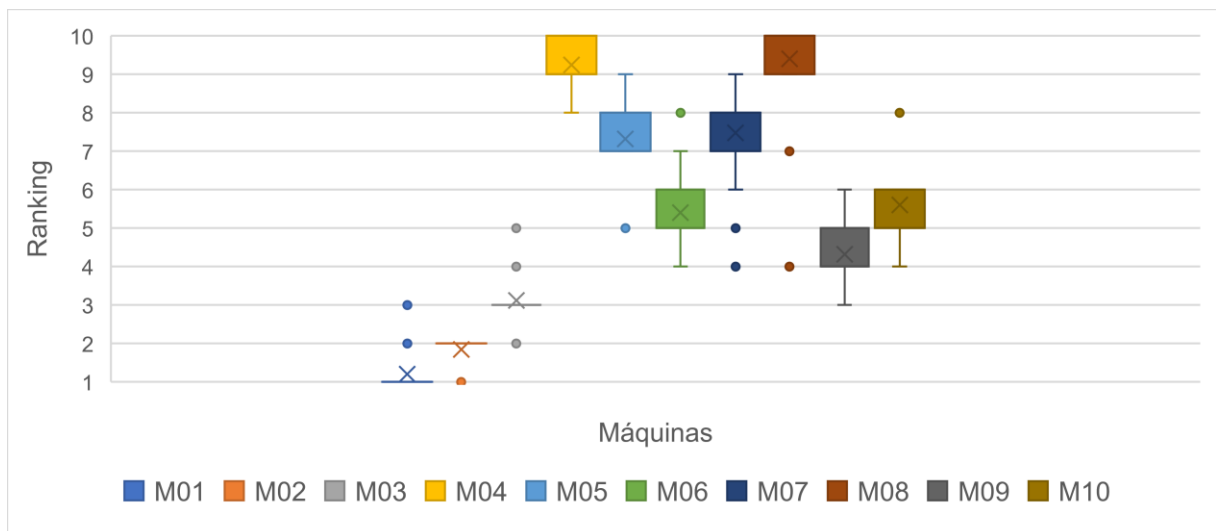


Figura 56 – Distribuição dos dados em quartis.

Fonte: o autor.

Com o intuito de complementar essa análise, o mesmo procedimento foi realizado, porém iniciando do indicador de menor para o maior peso, ou seja, uma avaliação reversa – conforme ANEXO A. A Figura 57 ilustra o ranqueamento considerado caso a caso, sendo observado que o sistema avaliativo é instável em

quase sua totalidade. Isso demonstra e comprova que a métrica de maior peso (*i.e.*, o indicador que está sendo inserido) tende a conduzir a ordenação das máquinas, visto que a relevância dessa variável para o processo é maior.

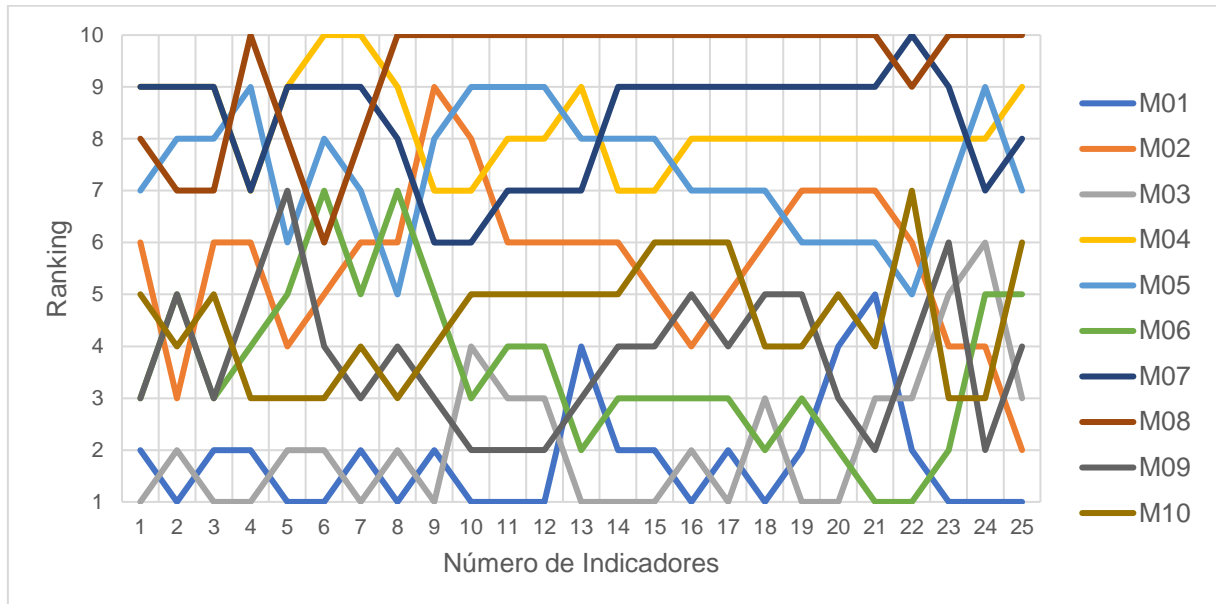


Figura 57 – Variação do *ranking* com a adição de métricas (peso crescente).

Fonte: o autor.

Portanto, considerando esse caso de aplicação, conclui-se que: i) os indicadores devem ser adicionados seguindo uma lógica decrescente, ou seja, sempre do maior para o menor peso; ii) no conjunto de dados considerado (peso e métricas), as máquinas estabilizam suas posições de criticidade com 18 indicadores, assim, eventualmente, a empresa pode inclusive desconsiderar as 07 últimas medidas de desempenho; iii) caso a empresa queira reduzir ainda mais a quantidade de indicadores monitorados, sugere-se o número de 14 métricas, pois com esse quantitativo as cinco máquinas mais críticas estão definidas e não trocam suas posições (*i.e.*, as máquinas prioritárias são “Máq. 08”, “Máq. 04”, “Máq. 07”, “Máq. 05” e “Máq. 10”, nessa ordem); e, iv) considerando estes 14 indicadores, o coeficiente de concordância de Kendall entre os juízes, nesse caso, atinge o valor de 0,8752, ou seja, há uma associação de 87,52% entre os juízes (critérios) referente às posições consideradas no *ranking*.

Na sequência, o mesmo procedimento será realizado para o segundo caso, o qual considera ponderações reais para os indicadores.

6.4.2. Modelo com Pesos Reais: Concordância e Variação de Posição

Com o intuito de monitorar o comportamento do *ranking*, o procedimento de executar o modelo com a inserção de um indicador por vez também foi realizado para o caso onde os pesos das métricas foram obtidos por meio da coleta de informações com a equipe multidisciplinar da empresa de papel e celulose – conforme abordado na seção 6.3.

Como mencionado, o sistema consiste em cinco máquinas (linhas de produção) que produzem um determinado tipo de papel. Essa equipe de manutenção avaliou os indicadores conforme sua percepção, sendo que os pesos das métricas foi obtido aplicando a média geométrica entre as respostas dos oito avaliadores.

Ao executar o modelo inserindo uma métrica por vez, conforme ANEXO A, observou-se que o *ranking* oscila consideravelmente até, aproximadamente, 60% do número de indicadores como ilustrado na Figura 58. Este quantitativo representa, em peso acumulado, aproximadamente, 80% da importância dessas métricas para o sistema (vide Figura 49, seção 6.3.1). Todavia, note que, apesar de haver variações, as máquinas mais críticas, neste caso “Máq. 05” e “Máq. 01”, respectivamente, são rapidamente identificadas, ou seja, com esse conjunto de informações (pesos e medidas) com apenas quatro indicadores seria possível determinar os equipamentos mais prioritários no processo (*i.e.*, os que mais necessitam ações de manutenção).

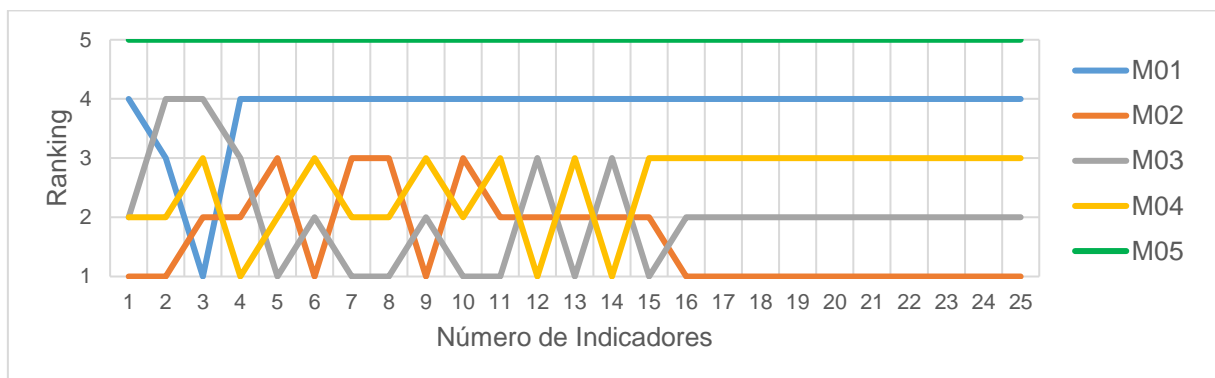


Figura 58 – Variação do *ranking* com a adição de métricas (peso decrescente).

Fonte: o autor.

Ao analisar essa imagem, observa-se que a estabilização, nesse caso, é atingida com 16 indicadores. Portanto, as métricas após esse número podem até afetar o *ranking*, mas não o suficiente para que haja trocas de posições entre as

alternativas. Uma outra maneira de apresentar a estabilidade do modelo é ilustrando o número de máquinas que trocaram de posição ao longo do tempo, conforme exhibe a Figura 59.

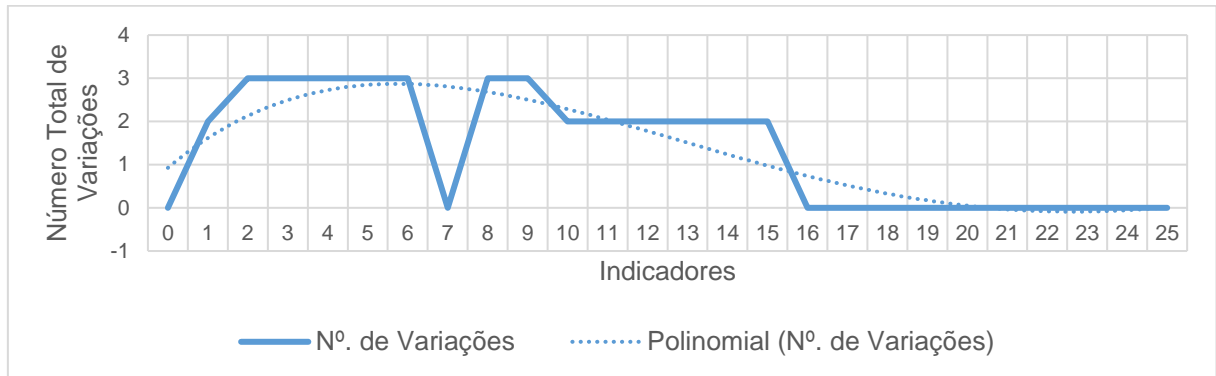


Figura 59 – Número de variações por máquina.

Fonte: o autor.

Assim como no primeiro caso, a concordância conforme novos juízes são adicionados, tende ao crescimento como pode ser observado na Tabela 18. Nota-se que com apenas duas execuções, o modelo apresenta um nível de concordância de 92%, porém, neste caso, dado que $N = 5 \leq 7$, deve-se determinar o valor crítico de “s” consultando a tabela presente no ANEXO A. Uma vez que, o valor crítico de “s” para $k = 3$ com um nível de significância de 0,01 (1%) é igual a 75,6, ou seja, o coeficiente de concordância de Kendall somente pode ser levado em consideração quando $s \geq 75,6$, que, neste contexto, é alcançado a partir da quarta métrica.

Do ponto de vista da estabilidade, o coeficiente de concordância de Kendall para 16 indicadores equivale-se a 0,7253, ou seja, há uma concordância de 72,53% entre os juízes e as execuções anteriores. Apesar desse valor, conceitualmente, não refletir diretamente a assertividade do *ranking*, ele é útil para comprovar se está havendo uma tendência de concordância entre os indicadores. Todavia, uma vez que as métricas apresentam objetivos (minimizar ou maximizar), quanto melhor for a medida sob essa ótica melhor é o desempenho do indicador e, conseqüentemente, mais fiel é o *ranking* em relação a prioridade de criticidade das máquinas.

	Máquinas					W (Coeficiente de Kendall)	s	
	M01	M02	M03	M04	M05			
	Posição no Ranking							
Indicadores	1	4	1	2	2	5	–	10,8
	2	3	1	4	2	5	–	36,8
	3	1	2	4	3	5	–	66,8
	4	4	2	3	1	5	0,7300	116,8
	5	4	3	1	2	5	0,6512	162,8
	6	4	1	2	3	5	0,6689	240,8
	7	4	3	1	2	5	0,6547	320,8
	8	4	3	1	2	5	0,6575	420,8
	9	4	1	2	3	5	0,6751	546,8
	10	4	3	1	2	5	0,6808	680,8
	11	4	2	1	3	5	0,6932	838,8
	12	4	2	3	1	5	0,6978	1004,8
	13	4	2	1	3	5	0,7070	1194,8
	14	4	2	3	1	5	0,7106	1392,8
	15	4	2	1	3	5	0,7177	1614,8
	16	4	1	2	3	5	0,7253	1856,8
	17	4	1	2	3	5	0,7331	2118,8
	18	4	1	2	3	5	0,7410	2400,8
	19	4	1	2	3	5	0,7487	2702,8
	20	4	1	2	3	5	0,7562	3024,8
	21	4	1	2	3	5	0,7634	3366,8
	22	4	1	2	3	5	0,7704	3728,8
	23	4	1	2	3	5	0,7771	4110,8
	24	4	1	2	3	5	0,7835	4512,8
	25	4	1	2	3	5	0,7896	4934,8

Tabela 18 – Ranking das máquinas e coeficiente de concordância.

Fonte: o autor.

Assim como feito para o caso anterior, com o objetivo de constatar as variações quando os indicadores fossem inseridos de maneira reversa (*i.e.*, do menor para o maior peso), o modelo MCDM foi executado novamente e as saídas são apresentadas na Figura 60. Note que o processo é instável sofrendo, em alguns casos, grandes variações com a inserção de métricas com maiores pesos. Portanto, essa observação comprova a teoria de que os indicadores de maiores pesos sempre têm uma relevância maior no modelo multicritério, sendo que os mesmos tendem a conduzir as saídas (ordenação). Como complemento, a Figura 61 apresenta o quantitativo de máquinas que sofreram alteração no *ranking* durante a inserção dessas métricas.

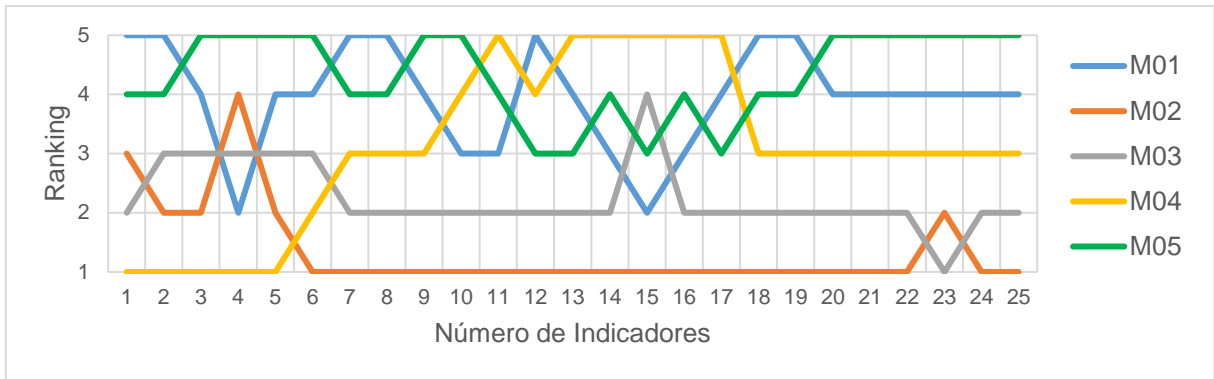


Figura 60 – Variação do ranking com a adição de métricas (peso crescente).

Fonte: o autor.

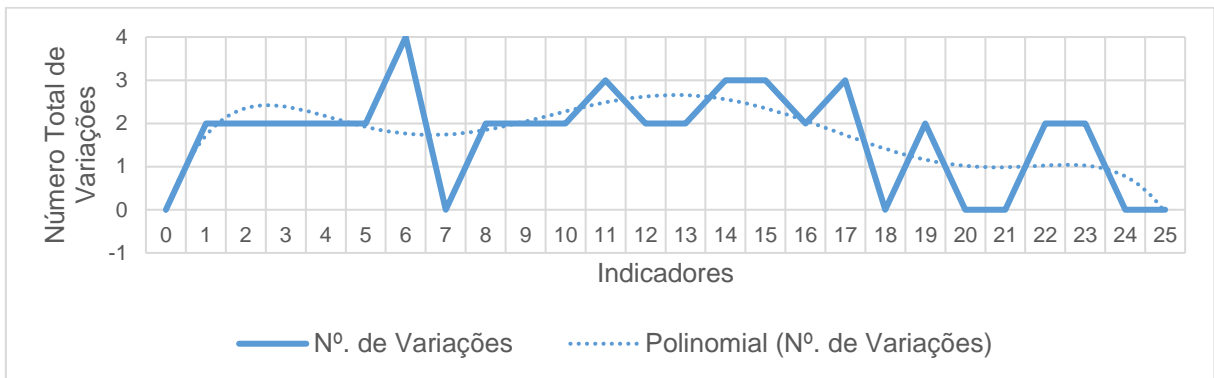


Figura 61 – Número de variações por máquina (peso crescente)

Fonte: o autor.

No presente contexto, a ordenação das máquinas considerando a ponderação por um grupo de especialistas apresentou um resultado satisfatório, dado que conseguiu-se obter a ordem de prioridade e criticidade dos equipamentos. Além disso, como complemento, a inserção de indicadores para avaliar o processo deve ser realizada começando do maior para o menor peso, dado que estes são os indicadores de maior importância para o modelo. Durante as avaliações, observou-se que a estabilidade foi alcançada com 16 métricas, as quais representam, aproximadamente, 60% do peso total. Com esse quantitativo, o valor de concordância de Kendall equivale a 0,7253 – valor considerado aceitável levando em consideração as variáveis deste modelo de avaliação.

Logo, no contexto desta empresa de papel e celulose, recomenda-se que, pelo menos, 16 indicadores sejam utilizados para realizar a ordenação das máquinas por ordem de criticidade.

6.4.3. Considerações

Os modelos apresentados tiveram por objetivo verificar o comportamento do sistema com a variação (inserção) dos indicadores – considerando de 01 a 25 medidas avaliativas – tanto de maneira decrescente quanto o oposto.

Primeiramente, observou-se que o modelo apresenta instabilidade quando as métricas são inseridas de maneira reversa, ou seja, do menor para o maior peso (crescente). Esse fato comprova a teoria de que métricas com os maiores pesos tendem a conduzir as análises multicritério. Portanto, não se recomenda essa forma de inserção em uma aplicação real, dado que dificilmente haverá estabilidade no modelo.

Segundo, ao considerar a inserção das métricas de maneira decrescente (do maior peso para o menor), nota-se que, para ambos os modelos, há grandes variações no início das análises, pois ainda não há dados suficientes que reflitam o comportamento do sistema (indicadores quantitativos) e a percepção dos operadores (indicadores qualitativos). Além disso, conforme são inseridas novas métricas, as máquinas normalmente trocam suas posições em pares ou trios, sendo que essas mudanças reduzem com as inclusões das métricas.

Terceiro, com o objetivo de avaliar o grau de concordância entre os indicadores, apresentou-se o coeficiente de Kendall, uma medida estatística que mede o nível de associação que há entre os juízes. Apesar deste valor, conceitualmente, não refletir o nível de assertividade, indiretamente e no contexto deste projeto, pode-se utilizar o mesmo para verificar se uma análise com “ n ” indicadores apresenta a mesma distribuição (ordenação) que uma análise com “ $n+1$ ” ou “ $n-1$ ” indicadores, ou seja, verifica-se, de maneira indireta, a assertividade das escolhas.

Em suma, os modelos MCDM apresentados, com suas respectivas integrações, se mostram boas ferramentas para avaliação e seleção da(s) máquina(s) mais crítica(s) em um ambiente industrial, pois o *ranking* consegue refletir as observações constatadas pelos operadores e/ou manutentores do processo assim como o desempenho do equipamento. Portanto, nota-se que há uma integração de conhecimento para execução de uma análise *quali-quantitativa*.

7. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Os resultados da aplicação deste *framework* com o intuito de priorizar máquinas industriais para ações específicas de manutenção mostraram-se satisfatórios, pois o objetivo geral foi alcançado. Nota-se ainda que ao final de cada subcapítulo, há uma seção de “Considerações” onde os resultados são contextualizados, porém, faz-se necessário resumi-los em uma seção dedicada à discussão geral dos mesmos.

Primeiramente, observou-se que utilizar indicadores qualitativos e quantitativos para análise do processo é uma forma adequada de avaliação, pois, nessa conciliação, tanto o conhecimento do operador (informação qualitativa) quanto o desempenho das máquinas (informação quantitativa) são representados. Tal ação auxilia os tomadores de decisão a elencar as alternativas por ordem de criticidade.

Todavia, não basta apenas realizar a conciliação de conhecimento *quali-quantitativa*, é necessário também atribuir pesos para essas métricas de tal forma que a tomada de decisão sob multicritérios tenha assertividade. Nesse contexto, o método AHP para ponderação dos indicadores pode ser considerada uma boa ferramenta para auxiliar na avaliação do processo, pois realiza-se comparação direta (par a par) das alternativas. Ainda assim, recomenda-se que essas avaliações sejam executadas por uma equipe multidisciplinar para que não haja preferência aos indicadores relacionados somente a uma determinada área.

Com os pesos obtidos, utiliza-se o segundo método MCDM para agrupamento das opções. A capacidade de atribuir um conjunto de alternativas a um *cluster* visa auxiliar os operadores, principalmente, em dois pontos: i) alocar recurso e esforço à divisão de maior criticidade; e, ii) diminuir o conjunto de alternativas e, por consequência, diminuir a complexidade do processo em selecionar o equipamento mais crítico. Essa atividade é executada com o auxílio do método ELECTRE TRI, pois consegue-se atribuir critérios qualitativos e quantitativos durante o processo de avaliação. Apesar do *software* utilizado (IRIS 2.0) atender as expectativas, a análise limita-se a 15 critérios em sua versão gratuita, ainda assim, observa-se que realizar uma análise matricial multicritério de dez máquinas por 15 indicadores não é uma tarefa trivial, fato este que justifica a aplicabilidade deste método no contexto e ordem apresentados.

Na sequência, após a classificação dos equipamentos em grupos, utiliza-se o método PROMETHEE para executar a ordenação final. Essa atividade é essencial,

pois consegue-se determinar a alternativa mais crítica sob uma ótica ponderada e multicritério. Durante o processo de ordenação não foi observado nenhuma limitação em relação ao número de alternativas e/ou critérios, sendo assim, os usuários conseguem utilizar todas as 25 métricas neste modelo MCDM. A saída deste método apresenta o *ranking* sob a visão do valor “*Phi*”, o qual traduz o fluxo de ordenação de uma alternativa em relação as demais.

No entanto, ainda que todas as métricas possam, em alguns casos, serem utilizadas, comprova-se que a depender do modelo, peso e indicadores considerados, não é necessário usar todas elas. Durante os procedimentos aplicados, observou-se que há variações no *ranking* conforme métricas são inseridas na avaliação e isso se deve porque a inclusão de um critério altera o peso dos demais e, por consequência, a ordenação das alternativas. Portanto, com o intuito de avaliar essas mudanças, o modelo de ordenação foi executado considerando a inclusão sequencial e gradual de critérios, sendo que a cada adição o *ranking* foi registrado. Ao final, notou-se que, no geral, o *ranking* apresenta uma grande instabilidade no início, porém tende a se estabilizar com um determinado número de indicadores, sendo este, no contexto apresentado, um valor consideravelmente abaixo do total de métricas.

A questão da estabilidade é observada quando os indicadores são inseridos seguindo uma ordem decrescente (*i.e.*, do maior para o menor peso). Ao simular os modelos considerando a ordem crescente, nota-se que essa estabilidade não é alcançada, o que reforça a hipótese de que os indicadores de maiores pesos influenciam diretamente as análises direcionando e conduzindo as avaliações.

Complementando os resultados anteriores com o intuito de definir e avaliar a qualidade da decisão, utilizou-se o coeficiente de concordância de Kendall para averiguar o quão associadas estão as ordenações entre diferentes juízes (neste caso, os próprios indicadores). Apesar deste valor, conceitualmente, não representar o grau de assertividade, nesta pesquisa, indiretamente, ele pode ser utilizado para medir essa variável, pois as alternativas são avaliadas por indicadores que apresentam objetivos (maximizar ou minimizar), isto é, há uma relação direta na ordenação.

Em suma, os resultados e observações mostraram-se satisfatórios e coerentes, pois corroboram o objetivo de avaliar a criticidade de um conjunto de máquinas por meio de indicadores *quali-quantitativa* de forma dinâmica, flexível e em tempo real.

8. CONCLUSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conforme apresentado, essa pesquisa teve por finalidade integrar diversas áreas de estudo com o objetivo de solucionar um problema que comumente é encontrado nas indústrias, ou seja, a definição da prioridade de criticidade dos equipamentos instalados no processo fabril para executar tarefas de manutenção.

Sabe-se que, em muitos casos, essa ordenação é realizada somente de maneira qualitativa, principalmente com base no conhecimento do operador, porém, dados e comportamentos extraídos do processo são tão importantes quanto o *know-how* do usuário. Assim, nos sistemas informacionais atuais, ter uma conciliação qualitativa e quantitativa das informações oriundas do processo industrial é essencial para que as decisões sejam assertivas e otimizadas – tanto sob a ótica dos custos diretos (por exemplo, montante investido para consertar uma máquina), quanto dos custos indiretos (por exemplo, quantidade de peças que deixaram de ser produzidas durante esse período de conserto).

Sob a luz do processo de implantação da Manutenção Centrada em Confiabilidade (MCC), a decisão da seleção dos equipamentos e/ou componentes é ainda mais criteriosa e delicada, pois, neste caso, diversos parâmetros podem ser analisados, sendo que cada um deles tem uma influência no sistema como um todo. Logo, observar e avaliar a criticidade das máquinas torna-se uma tarefa não trivial.

Para tanto, o presente trabalho visou elucidar esse processo de decisão com o auxílio de diferentes conceitos e ferramentas, entre eles: procedimentos para seleção e implantação da Manutenção Centrada em Confiabilidade, métodos multicritério de apoio à tomada de decisão, técnicas de mineração de processo, entre outros.

No que se refere aos conceitos relacionados à Manutenção, a MCC apresenta um conceito com foco na confiabilidade dos componentes e equipamentos, onde o objetivo é planejar e/ou especificar as políticas de manutenção e executar as ações nos itens previamente selecionados, com foco em manter a função do mesmo, isto é, executar a tarefa que lhe foi determinada. No entanto, uma vez que o processo clássico da MCC consiste na aplicação de um questionário de perguntas e análise das respostas, constata-se que, no geral, as escolhas são do tipo qualitativas, visto que somente a opinião do operador foi considerada. Assim, verifica-se a necessidade da utilização de indicadores de performance para avaliar e contribuir com as análises de seleção.

Essas métricas de desempenho são selecionadas e usadas pelos métodos multicritério para tomada de decisão, os quais visam auxiliar o usuário na escolha de alternativa(s) com critérios conflitantes entre si, sendo eles qualitativos e quantitativos. No contexto deste trabalho, os métodos AHP, ELECTRE TRI e PROMETHEE foram utilizados para executar as avaliações *quali-quantitativa* mencionadas, cada um apresentando suas características e adequando-se aos objetivos propostos. Dessa forma, o método AHP foi aplicado para seleção e ponderação das métricas que são usadas nos outros métodos. Na sequência, o método ELECTRE TRI foi utilizado para classificação das alternativas em grupos de criticidade. Por fim, foi selecionada uma das classes obtidas com este método para aplicação no PROMETHEE, o qual teve por objetivo a ordenação final das máquinas por ordem de criticidade.

Em relação as técnicas de mineração de processos, estas foram utilizadas para extrair conhecimento do *log* de eventos obtido por meio de modelos discretos. As simulações foram realizadas com o auxílio das técnicas de modelagem de processos em redes de Petri, objetivando a execução, geração e armazenamento dos registros de eventos relacionados com a produção de peças. Esse *log* foi convertido e importado nos *softwares* de mineração de processos apresentados – ProM e Disco. Logo, com o auxílio dos algoritmos foi possível extrair informações de frequência e tempo relacionadas as atividades armazenadas no *log*, dados esses que foram usados para calcular as medidas dos indicadores.

Objetivando a experimentação das proposições apresentadas, casos de aplicação foram usados para comprovar e validar o direcionamento da pesquisa. Ainda que estes experimentos tenham sido realizados com modelos controlados, os mesmos foram segmentados em duas fases, denominadas Etapa I e Etapa II. Adicionalmente, outro modelo foi testado considerando os pesos obtidos por meio de entrevista com um grupo de especialistas de uma empresa do segmento de papel e celulose, sendo esta equipe multidisciplinar e composta por oito integrantes.

Em relação a primeira (Etapa I), o intuito foi aplicar todos os procedimentos abordados para a conclusão de um ciclo de avaliação, isto é: selecionar e ponderar os indicadores; simular o modelo em rede de Petri colorida; converter o *log* de eventos para a extensão MXML; importar este arquivo nos programas de mineração de processos; utilizar algoritmos para análises do *log*; calcular as medidas para os indicadores; classificar as alternativas em grupos de criticidade; ranquear e priorizar as máquinas; e, por fim, analisar os resultados obtidos.

No que se refere a Etapa II, desejava-se verificar o comportamento das avaliações quando novos indicadores fossem adicionados nas análises. Assim, parte do ciclo apresentado anteriormente foi (re)executado, sendo que o início dos procedimentos se deu a partir do cálculo das métricas. Além disso, uma ação final de comparação foi adicionada com o intuito de comparar se houve alteração na ordem de criticidade dos equipamentos, afetando, portanto, a prioridade dos mesmos.

Por sua vez, a terceira execução teve por objetivo avaliar como o modelo integrado de métodos MCDM e conhecimento *quali-quant* se comportaria com as ponderações oriundas do grupo de especialistas. Sendo assim, todo o ciclo de execução foi considerado, isto é, coletar os indicadores, definir os pesos, capturar o desempenho do processo, classificar o sistema em grupos de prioridade e, por fim, ranquear as máquinas consideradas críticas por ordem de severidade.

Logo, em relação aos resultados obtidos, estes se mostraram adequados ao longo da pesquisa, os quais podem ser resumidos em:

- i. Avaliação *quali-quant*: houve a conciliação do conhecimento qualitativo e quantitativo, portanto, as decisões e avaliações são ponderadas de forma a analisar a experiência do operador, assim como o comportamento do sistema; dessa forma, consegue-se aumentar o grau de assertividade das escolhas;
- ii. Inserção de novos indicadores: durante as avaliações de seleção e ponderação dos indicadores, o usuário consegue vislumbrar como o sistema será analisado e quais métricas estão disponíveis; assim, o mesmo pode criar ações para implantação e/ou medição das métricas apresentadas como essenciais; no entanto, sabe-se que a disponibilização dos indicadores está relacionada com o nível de maturidade da companhia;
- iii. Classificação das máquinas em classes de prioridade: um importante resultado obtido foi a possibilidade de criar grupos de criticidade; com isso, os operadores e analistas conseguem visualizar o desempenho do sistema e planejar ações de manutenção programadas para as máquinas com baixo nível de criticidade;
- iv. Ordenação final dos equipamentos: em complemento ao resultado anterior, a ordenação das máquinas é essencial para ter ciência do item mais crítico em um conjunto de opções de alta severidade; dessa forma, o setor de Manutenção consegue gerenciar e direcionar as ações de maneira a otimizar os recursos (humano, ferramental e/ou operacional);

- v. (Re)priorização das máquinas: observou-se que os procedimentos e métodos apresentados tem a capacidade de reordenar a lista de equipamentos críticos com a inserção de novos indicadores; isso faz com que as avaliações sejam adaptáveis aos sistemas e métricas disponíveis, deixando as análises robustas e confiáveis;
- vi. Flexibilidade, customização e análises em tempo real: conforme exposto, consegue-se adequar o ambiente de avaliação ao contexto e direção (objetivos) da empresa; dessa forma, os procedimentos tornam-se dinâmicos, pois permitem que indicadores sejam adicionados e/ou excluídos durante as análises;
- vii. Pesos coletados por meio de entrevistas: dado que uma rodada de execução foi dedicada à coleta dos pesos, um dos resultados encontrados foi a variação da relevância das métricas para diferentes pessoas, ou seja, intrinsecamente, os usuários tendem a ponderar mais alto os indicadores diretamente relacionados com suas respectivas áreas; sendo assim, salienta-se que a definição dos pesos deve ser obtida por uma equipe multidisciplinar, pois dessa maneira evita-se priorizar indicadores de um grupo restrito;
- viii. Qualidade da decisão: por fim, há a possibilidade de avaliar a conformidade das análises por meio do coeficiente de concordância de Kendall; além disso, outro fato relevante encontrado se relaciona a ordem de inserção dos indicadores, dado que estes influenciam diretamente na estabilidade do modelo, por esse motivo, recomenda-se que as inclusões aconteçam sempre do maior para o menor peso (*i.e.*, ordem decrescente).

Portanto, sob a luz da “*smart*”-Manutenção Centrada em Confiabilidade, os resultados apresentados são parte integrante e essencial para definição e seleção do equipamento, uma vez que, sob a ótica da confiabilidade, a máquina deve manter a função de operação que lhe foi previamente definida. Para tanto, as avaliações qualitativas e quantitativas auxiliam os operadores e analistas na escolha assertiva das alternativas, de forma que estas decisões sejam formalmente explícitas e justificáveis. Logo, os procedimentos abordados se mostram coerentes ao conceito da “*smart*”-MCC, onde sugere-se que métodos dinâmicos e customizáveis possam ser aplicados aos processos e sistemas.

8.1. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Os resultados deste trabalho mostraram-se coerentes e adequados, dado que as perguntas de pesquisa e os objetivos (geral e específicos) foram contemplados ao longo do texto. Todavia, como em todo projeto de pesquisa, sugestões de trabalhos futuros são válidas para, principalmente, investigar as lacunas encontradas, melhorar e/ou alterar os procedimentos apresentados, operacionalizar os métodos abordados e, eventualmente, comparar os resultados obtidos.

Nesse viés, como recomendação de trabalhos futuros, sugere-se:

- Aplicação da metodologia *fuzzy-AHP*, ao invés do AHP tradicional, para remoção dos critérios menos significativos na fase de ponderação dos indicadores, dado que esse método tem por característica a eliminação dos itens menos relevantes durante a execução/aplicação do método;
- Desenvolvimento e instanciação dos métodos apresentados em uma plataforma integrada com um *front-end* compatível com a aplicação, de forma a facilitar a entrada de informação e interpretação dos resultados pelos operadores e analistas;
- Investigação, por meio do método DEMATEL (*Decision Making Trial and Evaluation Laboratory*), do grau de influência entre as alternativas (indicadores e/ou máquinas) com o objetivo de avaliar a causa-efeito do sistema, identificar os influenciadores e influenciados no espaço-problema e criar um diagrama de relação de impacto entre as opções;
- Verificação da causalidade das atividades extraídas dos *logs* de eventos com o intuito de constatar a fidedignidade das medidas sob a ótica procedural dado que a ordem das atividades pode, eventualmente, influenciar o tempo de ciclo e a frequência das operações;
- Investigação e determinação do período (janela) de análise ideal para o processo, dado que o tempo considerado (horas, dias, semanas, meses, etc.) pode não incluir métricas e/ou eventos relevantes para o sistema avaliado;
- Estudo para implantação de técnicas de *Machine Learning* para analisar as correlações dos indicadores (sugeridos neste trabalho *versus* disponíveis pela empresa) com as dimensões de performance organizacional recomendando pesos de maneira automática e adaptativa.

REFERÊNCIAS

- AALST, W. M. P. van der. **Decision Support Based on Process Mining**. In: Handbook on Decision Support Systems 1. International Handbooks Information System. Springer: Berlin, 2008.
- AALST, W. M. P. van der. **Process Mining Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes**. Springer: Berlin, 2011a.
- AALST, W. M. P. van der. **Process Mining: Making Knowledge Discovery Process Centric**. ACM SIGKDD Explorations, Vol. 13 Issue: 2, 2011b.
- AALST, W. M. P. van der. **Process mining: Overview and opportunities**. ACM Transactions on Management Information Systems, Vol. 3 Issue: 2, 2012a.
- AALST, W. M. P. van der; *et al.* **Process Mining Manifesto**. In: Daniel F., Barkaoui K., Dustdar S. Business Process Management Workshops. BPM 2011. Lecture Notes in Business Information Processing, Vol 99. Springer: Berlin, 2012b.
- AALST, W. M. P. van der; *et al.* **Business Process Mining: An Industrial Application**. Information Systems, Vol. 32 Issue: 5, 2007.
- AALST, W. M. P. van der; WEIJTERS, T.; MARUSTER, L. **Workflow Mining: Discovering Process Models from Event Logs**. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol. 16 Issue: 9, 2004.
- ABDULLAH, L.; CHAN, W.; AFSHARI, A. **Application of PROMETHEE method for green supplier selection: a comparative result based on preference functions**. Journal of Industrial Engineering International, Vol. 15 Issue: 2, 2019.
- ABPMP. **BPM CBOK: Guia para o Gerenciamento de Processos de Negócio Corpo Comum de Conhecimento ABPMP BPM CBOK v3.0**. Association of Business Process Management Professionals, 2013.
- ADAMS, W. J. L.; SAATY, R. **Super Decisions Software Guide**. Super Decisions – White Paper, 1999.
- AKEN, J. van.; CHANDRASEKARAN, A.; HALMAN, J. **Conducting and publishing design science research Inaugural essay of the design science department of the Journal of Operations Management**. Journal of Operations Management, Vol. 47-48, 2016.
- ALENCAR, M. H.; ALMEIDA, A. T. **A Multicriteria Decision Model for Assessment of Failure Consequences in the RCM Approach**. Mathematical Problems in Engineering, 2015
- ALMEIDA, A. T. **Processo de Decisão na Organização: Construindo Modelos de Decisão Multicritério**. São Paulo: Editora Atlas, 2013.

ALMEIDA, A. T.; *et al.* **Decisions on Priority Assignment for Maintenance Planning.** In: Multicriteria and Multiobjective Models for Risk, Reliability and Maintenance Decision Analysis. International Series in Operations Research & Management Science, Vol. 231, 2015.

ARUNRAJ, N. S.; MAITI, J. **Risk-Based Maintenance – Techniques and Applications.** Journal of Hazardous Materials, Vol. 142 Issue: 3, 2007.

ARTS, R. H. P. M.; KNAPP, G. M.; MANN JR, L. **Some Aspects of Measuring Maintenance Performance in the Process Industry.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 4 Issue: 1, 1998.

AWAD, M.; AS'AD, R. A. **Reliability Centered Maintenance Actions Prioritization Using Fuzzy Inference Systems.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 22 Issue: 4, 2016.

BAKER, D.; BRIDGES, D.; HUNTER, R.; JOHNSON, G.; KRUPA, J.; MURPHY, J.; SORENSON, K. **Guidebook to Decision-Making Methods.** Developed for the Department of Energy (WSRC-IM-2002-00002), 2001.

BARAN, L. R. **Manutenção Centrada em Confiabilidade Aplicada na Redução de Falhas: Um Estudo de Caso.** Monografia (Especialização) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, 2011.

BATINI, C.; CAPPIELLO, C.; FRANCALANCI, C.; MAURINO, A. **Methodologies for Data Quality Assessment and Improvement.** ACM Computing Surveys, Vol. 41 Issue 3, 2009.

BEHZADIAN, M.; KAZEMZADEH, R. B.; ALBADVI, A.; AGHDASI, M. **PROMETHEE: A Comprehensive Literature Review on Methodologies and Applications.** European Journal of Operational Research, Vol. 200 Issue: 1, 2010.

BENAYOUN, R.; ROY, B.; SUSSMAN B. **ELECTRE: Une Méthode Pour Guider le Choix en Présence de Points de Vue Multiples.** Note de Trav 49, 1966.

BEVILACQUA, M.; BRAGLIA, M. **The Analytic Hierarchy Process Applied to Maintenance Strategy Selection.** Reliability Engineering & System Safety, Vol. 70 Issue 1, 2000.

BHUSHAN, N.; RAI, K. **Strategic Decision Making: Applying the Analytic Hierarchy Process.** London: Springer-Verlag, 2004.

BOGDANOVIC, D.; NIKOLIC, D.; ILIC, I. **Mining Method Selection by Integrated AHP and PROMETHEE Method.** Annals of the Brazilian Academy of Sciences, Vol. 84, 2011.

BOKRANTZ, J.; SKOOGH, A.; BERLIN, C.; STAHERE, J. **Maintenance in digitalised manufacturing: Delphi-based scenarios for 2030.** International Journal of Production Economics, Vol. 191, 2017.

BRANS, JP.; MARESCHAL, B. **PROMETHEE Methods**. In: Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys. International Series in Operations Research & Management Science, Vol 78. Springer: New York, 2005.

BRANS JP.; VINCKE, P. **Note – A Preference Ranking Organisation Method (The PROMETHEE Method for Multiple Criteria Decision-Making)**. Management Science, Vol. 31 Issue: 6, 1985.

BRIOZO, R. A.; MUSETTI, M. A. **Método Multicritério de Tomada de Decisão: Aplicação ao Caso da Localização Espacial de uma Unidade de Pronto Atendimento – UPA 24 h**. Gestão & Produção, Vol. 22 No.: 4, 2015.

BS-3811. **Maintenance Management Terms in Terotechnology**. British Standards Institution, 1984.

CAI, L.; ZHU, Y. **The Challenges of Data Quality and Data Quality Assessment in the Big Data Era**. Data Science Journal, Vol. 14 Issue 2, 2015.

CAMPBELL, J. D.; REYES-PICKNELL, J.V. **Uptime: Strategies for Excellence in Maintenance Management**. 3rd Ed. Boca Raton: CRC Press, 2016.

CAMPOS, A. C. S. M.; ALMEIDA, A. T. **Using Multiple Criteria Decision Analysis for Supporting Decisions of Business Process Management**. IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2010.

CAMPOS, V. R. **Modelo de Apoio à Decisão Multicritério para Priorização de Projetos em Saneamento**. Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, São Carlos, 2011.

CHAREONSUK, C.; NAGARUR, N.; TABUCANON, M. T. **A Multicriteria Approach to the Selection of Preventive Maintenance Intervals**. International Journal of Production Economics, Vol. 49 Issue: 1, 1997.

CHEN, J.; ZHANG, R.; WU, D. **Equipment Maintenance Business Model Innovation for Sustainable Competitive Advantage in the Digitalization Context: Connotation, Types, and Measuring**. Sustainability, Vol. 10, 2018.

CLEMENTE, T.; ALMEIDA-FILHO, A.; ALENCAR, M.; CAVALCANTE, C. **A Decision Support System Based on RCM Approach to Define Maintenance Strategies**. 6th Conference on Research and Practical Issues in Enterprise Information Systems (CONFENIS), 2012.

COOKE, F. L. **Plant Maintenance Strategy: Evidence from Four British Manufacturing Firms**. Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 9 Issue: 3, 2003.

DONG, X. L. **Big Data Integration**. IEEE 29th International Conference on Data Engineering (ICDE), 2013.

DRIESSEN, R. **The Usability of The Process Mining Analysis Method to Improve Processes of The Netherlands Ministry of Defence.** Thesis (master) – Delft University of Technology, Delft, 2017.

EMOVON, I.; NORMAN, R. A.; MURPHY, A. J. **Hybrid MCDM based methodology for selecting the optimum maintenance strategy for ship machinery systems.** Journal of Intelligent Manufacturing, Vol. 29 Issue 3, 2018.

FANTINATTI, P. A. P.; FERRÃO, A. M. A.; ZUFFO, A. C. **Indicadores de Sustentabilidade em Engenharia: Como Desenvolver.** Rio de Janeiro: Elsevier Academic, 2014.

GALAR, D.; SANDBORN, P.; KUMAR, U. **Maintenance Costs and Life Cycle Cost Analysis.** 1st Ed. Boca Raton, 2017.

GALAR, D.; STENSTRÖM, C; PARIDA, A.; KUMAR, R.; BERGES, L. **Human Factor in Maintenance Performance Measurement.** IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2011.

GARG, A.; DESHMUKH, S. G. **Maintenance Management: Literature Review and Directions.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 12 Issue: 3, 2006.

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa.** 6.Ed. São Paulo: Atlas, 2017.

GOMES, L. F. A. M.; ARAYA, M. C. G.; CARIGNANO, C. **Tomada de Decisões em Cenários Complexos: Introdução aos Métodos Discretos do Apoio Multicritério à Decisão.** São Paulo: Cengage Learning, 2004.

GÜNTHER, C. W. **Process Mining in Flexible Environments.** Thesis (PhD) – Eindhoven University of Technology, Eindhoven, 2009.

GUPTA, G.; MISHRA, R. P. **A SWOT Analysis of Reliability Centered Maintenance Framework.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 22 Issue: 2, 2016.

HAUGE, B. S.; MERCIER, B. A. **Reliability Centered Maintenance Maturity Level Roadmap.** Annual Reliability and Maintainability Symposium, 2003.

HUANG, I. B.; KEISLER, J.; LINKOV, I. **Multi-Criteria Decision Analysis in Environmental Sciences: Ten Years of Applications and Trends.** Science of the Total Environment, Vol. 409 Issue: 19, 2011.

IEC-50(191). **International Electrotechnical Vocabulary. Chapter 191: Dependability and Quality of Service.** International Electrotechnical Commission, 1990.

IEC-60050-192. **International Electrotechnical Vocabulary – Part 192: Dependability.** International Electrotechnical Commission, 2015.

ISO-55000. **Asset Management – Overview, Principles and Terminology.** International Organization for Standardization, 2014.

ISO-55002. **Asset Management – Management Systems – Guidelines for the Application of ISO 55001.** International Organization for Standardization, 2014.

KAMSU-FOGUEM, B.; WANDJI, Y. F.; TCHUENTÉ-FOGUEM, G.; TCHOFFA, D. **Experienced Knowledge for the Description of Maintenance Packages.** Journal of Manufacturing Systems, Vol. 37, 2015.

KARDEC, A.; NASCIF, J. **Manutenção: Função Estratégica.** 4.Ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2012.

KEBEDE, M. **Comparative Evaluation of Process Mining Tools.** Thesis (master) – University of Tartu, Tartu, 2015.

KEENEY, R. L. **Value-Focused Thinking a Path to Creative Decision-Making.** Cambridge: Harvard University Press, 1992.

KONDO, R. E. **Mineração de Processos para a Identificação de Padrões Comportamentais na Racionalização de Alarmes em Plantas Industriais.** Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2012.

KONDO, R. E.; LOURES, E. F. R.; SANTOS, E. A. P. **Process Mining for Alarm Rationalization and Fault Patterns Identification.** IEEE Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA), 2012.

KUMAR, A.; SAH, B.; SINGH, A. R.; DENG, Y.; HE, X.; KUMAR, P.; BANSAL, R. C. **A Review of Multi Criteria Decision Making (MCDM) Towards Sustainable Renewable Energy Development.** Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 69, 2017.

KUMAR, U.; GALAR, D.; PARIDA, A.; STENSTRÖM, C; BERGES, L. **Maintenance Performance Metrics: A State-of-the-Art Review.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 19 Issue: 3, 2013.

KURSCHEIDT-NETTO, R. J. **Suporte a Tomada de Decisão na Gestão da Manutenção: Abordagens Baseadas na Mineração de Dados de Chão de Fábrica.** Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2015.

KURSCHEIDT-NETTO, R. J.; SANTOS, E. A. P.; LOURES, E. F. R.; PECORA-JR., J. E.; CESTARI, J. M. A. P. **A Methodology for Discovering Bayesian Networks Based on Process Mining.** Procedia of the Industrial and Systems Engineering Research Conference, 2015.

LAFRAIA, J. R. B. **Manual de Confiabilidade, Manutenibilidade e Disponibilidade.** Rio de Janeiro: Qualitymark Editora: Petrobras, 2001.

LEITE, I. M. S.; FREITAS, F. F. T. **Análise Comparativa dos Métodos de Apoio Multicritério a Decisão: AHP, ELECTRE e PROMETHEE**. XXXII Encontro Nacional de Engenharia de Produção (ENEGEP), 2012.

LEONETI, A. B. **Considerations Regarding the Choice of Ranking Multiple Criteria Decision Making Methods**. Pesquisa Operacional, Vol. 36 Issue 2, 2016.

LEVERETTE, J. C. **An Introduction to the US Naval Air System Command RCM Process and Integred Reliability Centered Maintenance Software**. In: RCM 2006 – The Reliability Centred Maintenance Managers' Forum, 2006.

LI, M.; LIU, L.; YIN, L.; ZHU, Y. **A Process Mining Based Approach to Knowledge Maintenance**. Information Systems Frontiers, Vol. 13 Issue: 3, 2011.

LIAO, Y.; DESCHAMPS, F.; LOURES, E. F. R.; RAMOS, L. F. P. **Past, Present and Future of Industry 4.0 – A Systematic Literature Review and Research Agenda Proposal**. International Journal of Production Research, Vol. 55 Issue: 12, 2017.

MACHARIS, C.; SPRINGAEL, J.; BRUCKERC, K.; VERBEKE, A. **PROMETHEE and AHP: The Design of Operational Synergies in Multicriteria Analysis. Strengthening PROMETHEE with Ideas of AHP**. European Journal of Operational Research, Vol. 153 Issue: 2, 2004.

MANN, L. **Maintenance Management**. Maryland: Lexington Books, 1984.

MEDEIROS, A. K. A. de; WEIJTERS, A. J. M. M.; AALST, W. M. P. van der. **Genetic Process Mining: an Experimental Evaluation**. Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 14 Issue: 2, 2007.

MENDES, A. A.; RIBEIRO, J. L. D. **A Study of the Quantitative Methods that Support RCM Operation**. Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), 2015.

MINICHIELLO, V.; ARONI, R.; TIMEWELL, E.; ALEXANDER, L. **In-Depth Interviewing: Researching People**. Hong Kong: Longman Cheshire, 1990.

MOUBRAY, J. **Reliability-Centered Maintenance**. 2nd Ed. New York, 1997.

MURTHY, D. N. P.; ATRENS, A.; ECCLESTON, J. A. **Strategic Maintenance Management**. Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 8 Issue: 4, 2002.

NASSEREDDINE, M.; AZAR, A.; RAJABZADEH, A.; AFSAR, A. **Decision making application in collaborative emergency response: A new PROMETHEE preference function**. International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol. 38, 2019.

NBR-5462. **Confiabilidade e Manutenibilidade**. Associação Brasileira de Normas Técnicas, 1984.

NUNES, E. L. **Manutenção Centrada em Confiabilidade (MCC): Análise da Implantação em uma Sistemática de Manutenção Preventiva Consolidada**.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001.

OLIVEIRA, M.; LOPES, I.; RODRIGUES, C. **Use of Maintenance Performance Indicators by Companies of the Industrial Hub of Manaus.** Procedia CIRP, Vol. 52, 2016.

PARIDA, A.; KUMAR, U. **Maintenance Performance Measurement (MPM): Issues and Challenges.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 12 Issue: 3, 2006.

PARIDA, A.; CHATTOPADHYAY, G. **Development of a Multi-Criteria Hierarchical Framework for Maintenance Performance Measurement (MPM).** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 13 Issue: 3, 2007.

PAULA, T. S.; CAMPOS, A. C. S. M. **Modelo Multicritério de Apoio a Decisão para Priorização de Alternativas Estratégicas em Micros e Pequenas Empresas.** XXXVI Encontro Nacional de Engenharia de Produção (ENEGEP), 2016.

PEFFERS, K.; TUUNANEN, T.; ROTHENBERGER, M. A.; CHATTERJEE, S. **A Design Science Research Methodology for Information Systems Research.** Journal of Management Information Systems, Vol. 24 Issue: 3, 2007.

PENG, Y.; ZHANG, Y.; TANG, Y.; LI, S. **An Incident Information Management Framework Based on Data Integration, Data Mining, and Multi-Criteria Decision Making.** Decision Support Systems, Vol. 51 Issue: 2, 2011.

PIECHNICKI, F. **A Smart RCM Framework to Support Decision-Making Processes in Industrial Maintenance: Analysing Risks and Improving the Systems Reliability.** Tese de Qualificação (Doutorado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2018.

PIECHNICKI, F.; LOURES, E. A. P.; SANTOS, E. A. P. **A conceptual framework of knowledge conciliation to decision making support in RCM deployment.** Procedia Manufacturing, Vol. 11, 2017.

PIEREZAN, R. **Modelagem e Simulação de Sistemas de Manufatura em Rede de Petri Colorida.** Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2011.

POHEKAR, S. D.; RAMACHANDRAN, M. **Application of Multi-Criteria Decision Making to Sustainable Energy Planning – A Review.** Renewable and Sustainable Energy Reviews. Vol. 8 Issue: 4, 2004.

POURJAVAD, E.; SHIROUYEHZAD, H.; SHAHIN, A. **Analyzing RCM Indicators in Continuous Production Lines: A Case Study.** International Business Research, Vol. 4, Issue: 4, 2011.

REIS, A. C. B.; COSTA, A. P. C. S.; ALMEIDA, A. T. **Planning and Competitiveness in Maintenance Management: An Exploratory Study in**

Manufacturing Companies. Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 15 Issue: 3, 2009.

ROY, B. **Multicriteria Methodology for Decision Aiding.** Springer, 1996.

ROZINAT, A. **Disco User's Guide.** Fluxicon – White Paper, 2018.

RUBIN, V.; LOMAZOVA, I.; AALST, W. M. P. van der. **Agile Development with Software Process Mining.** International Conference on Software and System Process, 2014.

RUIZ, P. P.; KAMSU-FOGUEM, B.; GRABOT, B. **Generating Knowledge in Maintenance from Experience Feedback.** Knowledge-Based Systems, Vol. 68, 2014.

RUSCHEL, E. **Metodologia de Análise Diagnóstica Baseada em Mineração de Processos para Suporte a Decisão em Manutenção.** Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2017.

RUSCHEL, E.; SANTOS, E. A. P.; LOURES, E. F. R. **Industrial Maintenance Decision-Making: A Systematic Literature Review.** Journal of Manufacturing Systems, Vol. 45, 2017.

RUSCHEL, E.; SANTOS, E. A. P.; LOURES, E. F. R. **Establishment of maintenance inspection intervals: an application of process mining techniques in manufacturing.** Journal of Intelligent Manufacturing, 2018.

SAATY, R. W. **The Analytic Hierarchy Process – What it is and How it is Used.** Mathematical Modelling, Vol. 9 Issue: 3-5, 1987.

SAATY, T. L. **The Analytic Hierarchy Process.** New York: McGraw-Hill, 1980.

SABAEI, D.; ERKOYUNCU, J.; ROY, R. **A Review of Multi-Criteria Decision Making Methods for Enhanced Maintenance Delivery.** Procedia CIRP, Vol. 37, 2015.

SALONEN, A. **Strategic Maintenance Development in Manufacturing Industry.** Thesis (PhD) – Mälardalen University, Västerås, 2011.

SÁNCHEZ-LOZANO, J. M.; GARCÍA-CASCALES, M. S.; LAMAT, M. T. **Comparative TOPSIS-ELECTRE TRI Methods for Optimal Sites for Photovoltaic Solar Farms. Case Study in Spain.** Journal of Cleaner Production, Vol. 127, 2016.

SANTOS, C. F. **Mapeamento e Estudo das Relações Conceituais entre Mineração de Processos e Gerenciamento de Alarmes: Uma Visão por Processos.** Monografia (graduação) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2015.

SANTOS, C. F.; PIECHNICKI, F.; LOURES, E. F. R.; SANTOS, E. A. P. **Mapping the Conceptual Relationship among Data Analysis, Knowledge Generation and Decision-Making in Industrial Processes.** Procedia Manufacturing, Vol. 11, 2017.

SANTOS, C. F.; NETTO, R. J. K.; LOURES, E. F. R.; SANTOS, E. A. P. **Alarm Management According to ISA SP-18.2 Standard Based on Process Mining and Multi-Criteria Decision-Making Methods.** Transdisciplinary Engineering Methods for Social Innovation of Industry 4.0, Vol. 7, 2018.

SAPKOTA, M.; ARORA, M.; MALANO, H.; SHARMA, A.; MOGLIA, M. **Integrated Evaluation of Hybrid Water Supply Systems Using a PROMETHEE–GAIA Approach.** Water, Vol. 10 Issue: 5, 2018.

SCHOEPP, T. J. **The Road to Plug-and-Produce: Designing a Dynamic, Interoperable Compact Field Level Networking and Control Infrastructure for the Factory of the Future.** White Paper (BELDEN), 2016.

SELVIK, J. T.; AVEN, T. **A framework for reliability and risk centered maintenance.** Reliability Engineering & System Safety, Vol. 96 Issue: 2, 2011.

SIEGEL, S. **Estatística Não-Paramétrica: Para as Ciências do Comportamento.** São Paulo: McGraw-Hill, 1975.

SIEGEL, S.; CASTELLAN-JR.; N. J. **Nonparametric Statistics for Behavioral Sciences.** New York: McGraw-Hill, 1988.

SIQUEIRA, I. P. **Manutenção Centrada na Confiabilidade: Manual de Implementação.** Rio de Janeiro: Qualitymark Editora, 2005.

SHAFIEE, M. **Maintenance Strategy Selection Problem: An MCDM Overview.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 21 Issue: 4, 2015.

SHAFIEE, M.; KOLIOS, A. J. **A Multi-Criteria Decision Model to Mitigate the Operational Risks of Offshore Wind Infrastructures.** In book: Safety and Reliability: Methodology and Applications, 2014.

SHARMA A.; YADAVA, G. S.; DESHMUKH, S. G. **A Literature Review and Future Perspectives on Maintenance Optimization.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 17 Issue: 1, 2011.

SOUZA, S. S.; LIMA, C. R. C. **Manutenção Centrada em Confiabilidade como Ferramenta Estratégica.** XXIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção (ENEGEP), 2003.

STENSTRÖM, C.; PARIDA, A.; KUMAR, U.; GALAR; D. **Performance Indicators and Terminology for Value Driven Maintenance.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 19 Issue: 3, 2013.

SWENSON, P. A.; McCAHON, C. S. **A MADM Justification of a Budget Reduction Decision.** Omega, Vol. 19 Issue: 6, 1991.

- TANG, Y. *et al.* **A Framework for Identification of Maintenance Significant Items in Reliability Centered Maintenance.** Energy, Vol. 118, 2017.
- TRIANANTAPHYLLOU, E.; KOVALERCHUK, B.; MANN, L.; KNAPP, G. M. **Determining the Most Important Criteria in Maintenance Decision Making.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 3 Issue: 1, 1997.
- TRIANANTAPHYLLOU E. **Multi-Criteria Decision Making Methods: A Comparative Study.** Applied Optimization, Vol. 44. Boston: Springer, 2000.
- VASCONCELOS, G. R.; URTIGA, M. M. B. A.; LÓPEZ, H. M. L.; JUNIOR, E. S. B.; ALMEIDA, A. T. **Uma Análise sobre Uso de Modelos Multicritério na Seleção de Professores em Instituições de Ensino Superior.** Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2013.
- VERDECHO, M. J.; ALFARO-SAIZ, J. J.; RODRIGUEZ-RODRIGUEZ, R. **Prioritization and Management of Inter-Enterprise Collaborative Performance.** Decision Support Systems, Vol. 53 Issue 1, 2012.
- WAND, Y.; WANG, R. Y. **Anchoring Data Quality Dimensions in Ontological Foundations.** Communications of the ACM, Vol. 39 Issue 11, 1996.
- WANG, C-H.; HWANG, S-L. **A Stochastic Maintenance Management Model with Recovery Factor.** Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 10 Issue: 2, 2004.
- WANG, R. Y.; STRONG, D. M. **Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers.** Journal of Management Information Systems, Vol. 12 Issue 4, 1996.
- WANG, S.; ARCHER, N. P. **A Neural Network Technique in Modeling Multiple Criteria Multiple Person Decision Making.** Computers & Operations Research, Vol. 21 Issue:2, 1994.
- WEERDT, J. de; SCHUPP, A.; VANDERLOOCK, A.; BAESENS, B. **Process Mining for the Multi-Faceted Analysis of Business Processes – A Case Study in a Financial Services Organization.** Computers in Industry, Vol. 64 Issue: 1, 2013.
- WEI, B. C. **A Unified Approach to Failure Mode, Effects and Criticality Analysis (FMECA).** Annual Reliability and Maintainability Symposium, 1991.
- ZANAKIS, S. H.; SOLOMON, A.; WISHART, N.; DUBLISH, S. **Multi-Attribute Decision Making: A Simulation Comparison of Select Methods.** European Journal of Operational Research, Vol. 107 Issue: 3, 1998.
- ZHONG, R. Y.; XU, X.; KLOTZ, E.; NEWMAN, S. T. **Intelligent Manufacturing in the Context of Industry 4.0: A Review.** Engineering, Vol. 3 Issue: 5, 2017.

ANEXO A – TABELAS DE DADOS

GL	Probabilidade, sob H_0 , de $\chi^2 \geq$ qui-quadrado													
	0,99	0,98	0,95	0,90	0,80	0,70	0,50	0,30	0,20	0,10	0,05	0,02	0,01	0,001
1	16x10 ⁻³	63x10 ⁻³	0,0039	0,016	0,064	0,15	0,46	1,07	1,64	2,71	3,84	5,41	6,64	10,83
2	0,02	0,04	0,10	0,21	0,45	0,71	1,39	2,41	3,22	4,60	5,99	7,82	9,21	13,82
3	0,12	0,18	0,35	0,58	1,00	1,42	2,37	3,66	4,64	6,25	7,82	9,84	11,34	16,27
4	0,30	0,43	0,71	1,06	1,65	2,20	3,36	4,88	5,99	7,78	9,49	11,67	13,28	18,46
5	0,55	0,75	1,14	1,61	2,34	3,00	4,35	6,06	7,29	9,24	11,07	13,39	15,09	20,52
—														
6	0,87	1,13	1,64	2,20	3,07	3,83	5,35	7,23	8,56	10,64	12,59	15,03	16,81	22,46
7	1,24	1,56	2,17	2,83	3,82	4,67	6,35	8,38	9,80	12,02	14,07	16,62	18,48	24,32
8	1,65	2,03	2,73	3,49	4,59	5,53	7,34	9,52	11,03	13,36	15,51	18,17	20,09	26,12
9	2,09	2,53	3,32	4,17	5,38	6,39	8,34	10,66	12,24	14,68	16,92	19,68	21,67	27,88
10	2,56	3,06	3,94	4,86	6,18	7,27	9,34	11,78	13,44	15,99	18,31	21,16	23,21	29,59
—														
11	3,05	3,61	4,58	5,58	6,99	8,15	10,34	12,90	14,63	17,28	19,68	22,62	24,72	31,26
12	3,57	4,18	5,23	6,30	7,81	9,03	11,34	14,01	15,81	18,55	21,03	24,05	26,22	32,91
13	4,11	4,76	5,89	7,04	8,63	9,93	12,34	15,12	16,98	19,81	22,36	25,47	27,69	34,53
14	4,66	5,37	6,57	7,79	9,47	10,82	13,34	16,22	18,15	21,06	23,68	26,87	29,14	36,12
15	5,23	5,98	7,26	8,55	10,31	11,72	14,34	17,32	19,31	22,31	25,00	28,26	30,58	37,70

(...)

Tabela I – Valores *qui-quadrado* (“ χ^2 ”).

Fonte: adaptado de Siegel (1975).

k	N				
	3	4	5	6	7
Valores ao nível de significância de 0,05					
3	-	-	64,4	103,9	157,3
4	-	49,5	88,4	143,3	217,0
5	-	62,6	112,3	182,4	276,2
6	-	75,7	136,1	221,4	335,2
8	48,1	101,7	183,7	299,0	453,1
10	60,0	127,8	231,2	376,7	571,0
15	89,8	192,9	349,8	570,5	864,9
20	119,7	258,0	468,5	764,4	1158,7
Valores ao nível de significância de 0,01					
3	-	-	75,6	122,8	185,6
4	-	61,4	109,3	176,2	265,0
5	-	80,5	142,8	229,4	343,8
6	-	99,5	176,1	282,4	422,6
8	66,8	137,4	242,7	388,3	579,9
10	85,1	175,3	309,1	494,0	737,0
15	131,0	269,8	475,2	758,2	1129,5
20	177,0	364,2	641,2	1022,2	1521,9

Tabela II – Valores críticos de “s”.

Fonte: adaptado de Siegel (1975).

Indicador	Peso	Mean Time To Repair	Severity Rating	Number of Stops	Safety Rating	Failure Rate (%)	Mean Time To Failure	Maintainability	Security Cost	Mean Time Between Downings	Probability of Failures	Detection Rating	Maintenance Cost	Environmental Rating	Mean Time Between Maintenance	Overall Equipment Effectiveness	Sensor measurements	Mean Time Before Failures	Production Cost	Reliability	Occurrence Rating	Total Operation Time	Economic Cost Risk	Mean Uptime	Mean Downtime	Availability
1	100,0%	1.0000	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
2	100,0%	0.5487	0.4513	0.3015	0.1623	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	0.0480	
3	100,0%	0.3853	0.3153	0.2148	0.1567	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	0.0451	
4	100,0%	0.2689	0.2311	0.1623	0.1187	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	0.0389	
5	100,0%	0.2522	0.2074	0.1983	0.1557	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	0.0416	
6	100,0%	0.2392	0.1967	0.1881	0.1505	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	0.0354	
7	100,0%	0.2277	0.1873	0.1791	0.1433	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	0.0317	
8	100,0%	0.2174	0.1789	0.1710	0.1368	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	0.0282	
9	100,0%	0.2085	0.1715	0.1640	0.1312	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	0.0256	
10	100,0%	0.2009	0.1652	0.1580	0.1264	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	
11	100,0%	0.1940	0.1595	0.1526	0.1221	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	0.0217	
12	100,0%	0.1878	0.1544	0.1477	0.1182	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	0.0204	
13	100,0%	0.1822	0.1498	0.1433	0.1147	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	0.0192	
14	100,0%	0.1766	0.1442	0.1377	0.1086	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	
15	100,0%	0.1715	0.1419	0.1357	0.1066	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	
16	100,0%	0.1683	0.1385	0.1324	0.1060	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	0.0162	
17	100,0%	0.1654	0.1361	0.1301	0.1041	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	
18	100,0%	0.1630	0.1341	0.1282	0.1026	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	0.0151	
19	100,0%	0.1611	0.1325	0.1267	0.1014	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148	
20	100,0%	0.1593	0.1310	0.1253	0.1002	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	0.0145	
21	100,0%	0.1577	0.1297	0.1240	0.0992	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	0.0142	
22	100,0%	0.1565	0.1287	0.1231	0.0985	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	0.0140	
23	100,0%	0.1544	0.1278	0.1222	0.0978	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	0.0138	
24	100,0%	0.1545	0.1279	0.1223	0.0973	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	
25	100,0%	0.1545	0.1279	0.1223	0.0973	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	0.0137	

Tabela III – Modelo I: pesos e medidas para os indicadores (esquerda: pesos dos indicadores maior-menor; central: valores das medidas (10 máquinas); direita: pesos dos indicadores menor-maior).

Fonte: o autor.

Indicadores	OEE	Safety Rating	Severity Rating	Mean Time Between Downtime Events	Production Cost	Availability	Failure Rate (%)	Security Cost	Economic Cost Risk	Reliability	Total Operation Time	Occurrence Rating	Prob. of Failures	Detection Rating	No. of Stops	Mean Time to Repair	Mean Downtime	Mean Time to Failure	Environmental Rating	Maintenance Cost	Mean Uptime	Sensor Measur.	Maintainability	Mean Time Before Failures	Mean Time Between Maintenance
Total	100,0%	0,4977	0,733	0,687	0,660	0,6595	0,0559	0,0459	0,0449	0,0382	0,0382	0,0369	0,0356	0,0330	0,0311	0,0288	0,0288	0,0275	0,0266	0,0218	0,0214	0,0200	0,0149	0,0121	
1	100,0%	0,4977	0,733	0,687	0,660	0,6595	0,0559	0,0459	0,0449	0,0382	0,0382	0,0369	0,0356	0,0330	0,0311	0,0288	0,0288	0,0275	0,0266	0,0218	0,0214	0,0200	0,0149	0,0121	
2	100,0%	0,3386	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	0,3296	
3	100,0%	0,2573	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	0,2518	
4	100,0%	0,2086	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	0,2041	
5	100,0%	0,1789	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	0,1773	
6	100,0%	0,1579	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	0,1564	
7	100,0%	0,1439	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	0,1426	
8	100,0%	0,1324	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	0,1311	
9	100,0%	0,1226	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	0,1215	
10	100,0%	0,1154	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	0,1143	
11	100,0%	0,1092	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	0,1082	
12	100,0%	0,1038	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	0,1028	
13	100,0%	0,0993	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	0,0983	
14	100,0%	0,0953	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	0,0945	
15	100,0%	0,0920	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	0,0911	
16	100,0%	0,0888	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880	
17	100,0%	0,0860	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852	
18	100,0%	0,0835	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	0,0827	
19	100,0%	0,0813	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	0,0805	
20	100,0%	0,0786	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	0,0778	
21	100,0%	0,0760	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	0,0753	
22	100,0%	0,0736	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	0,0729	
23	100,0%	0,0718	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	0,0711	
24	100,0%	0,0708	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	0,0701	
25	100,0%	0,0749	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	0,0742	

Tabela IV – Modelo II: pesos e medidas para os indicadores (esquerda: pesos dos indicadores menores; central: valores das medidas (05 máquinas); direita: pesos dos indicadores maior-maior).

Fonte: o autor.

ANEXO B – ARTIGOS (*ABSTRACTS*)

SANTOS, C. F.; PIECHNICKI, F.; LOURES, E. F. R.; SANTOS, E. A. P. **Mapping the Conceptual Relationship among Data Analysis, Knowledge Generation and Decision-Making in Industrial Processes.** 27th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing (FAIM), 2017.

Abstract: Due to the recent technological development, the data stored in information systems has grown exponentially. Therefore, such data, in accordance with Industry 4.0, should be used for process and/or system integration, including the decision-making process. In this context, this paper aims to formally relate the process of decision-making with process mining (knowledge discovery) through concept maps, assisting the areas of Data Engineering and Analytics, in order to exploit the full potential of data. To do so, some methods will be briefly addressed (AHP, TOPSIS, ELECTRE TRI and PROMETHEE) and the definitions about these fields of study will be presented.

SANTOS, C. F.; NETTO, R. J. K.; LOURES, E. F. R.; SANTOS, E. A. P. **Alarm Management According to ISA SP-18.2 Standard Based on Process Mining and Multi-Criteria Decision-Making Methods.** Transdisciplinary Engineering Methods for Social Innovation of Industry 4.0, Vol. 7, 2018.

Abstract: Control and supervisory systems have become an important pillar for Automation with the advancement and development of Industry 4.0. These systems are used to reconcile field data with operator analysis, and they are responsible for supporting to the monitoring, analysis, controlling and management of the industrial process. Knowing this, the use of regulations, recommendations and indicators are needed. In this context, Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) systems use factory floor information as an input to alarm management systems in order to control and maintain the plant under operation. The failure event is the consequence of an alarm that has been suppressed or disregarded by the operator, but since the alarm system has been designed in a recommended manner, this occurrence should be displayed and recorded in the event log. Therefore, this record of failures can be analyzed, extracting knowledge of it (quantitative knowledge) and reconciling with the tacit knowledge of the operator (qualitative knowledge) in order to make a better and more clear understanding of the process for an accurate decision making, aiming the reestablishment of the production. However, few systems have the capacity to treat *quali-quant* information in parallel and, therefore, the purpose of this paper is to present a model that reconciles such knowledge with a focus on the prioritization of the alarms according to the alarm management regulation ISA SP 18.2. In this context, mining and data analysis tools, and multi-criteria decision making methods are used to elucidate this problematization.

SANTOS, C. F.; PIECHNICKI, F.; LOURES, E. F. R.; SANTOS, E. A. P. **A Framework to Assist a Risk and Criticality Analysis in a Smart-RCM Context.** 2019.

Abstract: With the advent of Industry 4.0, companies are adapting their business processes and procedures to match the concepts and requirements related to this new industrial revolution. This includes maintenance, as keeping pace with new technological trends requires a shift from traditional corrective and preventive approaches to a smart paradigm. To this end, Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) methods, Process Mining techniques, and the conciliation of qualitative-quantitative knowledge can utilize dynamic, flexible, and real-time evaluation to achieve a robust, accurate, and responsive analysis. This paper focuses on integrating these fields of study to enable the conduction of a risk and criticality analysis to rank industrial machines, and to serve as a reference for selecting and carrying out maintenance actions on them (*i.e.*, Smart-Reliability Centered-Maintenance). A framework is developed to run and guide the assessment founded on a hybrid AHP-PROMETHEE method to support the analysis and decision process through the conciliation of shop floor knowledge extraction and expert opinions. The results from different analysis scenarios show the influence of the maintenance indicators on the critical machine ranking, thus highlighting the feasibility and flexibility of the method.