

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

EDSON RUSCHEL

METODOLOGIA DE ANÁLISE DIAGNÓSTICA BASEADA EM MINERAÇÃO
DE PROCESSOS PARA SUPORTE A DECISÃO EM MANUTENÇÃO
INDUSTRIAL

CURITIBA

2017

EDSON RUSCHEL

**METODOLOGIA DE ANÁLISE DIAGNÓSTICA BASEADA EM MINERAÇÃO
DE PROCESSOS PARA SUPORTE A DECISÃO EM MANUTENÇÃO
INDUSTRIAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, PPGEPS, da Escola Politécnica da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, PUCPR, como requerimento para título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Alves Portela Santos

CURITIBA

2017

Dados da Catalogação na Publicação
Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Sistema Integrado de Bibliotecas – SIBI/PUCPR
Biblioteca Central

R951m
2017 Ruschel, Edson
 Metodologia de análise diagnóstica baseada em mineração de processos
 para suporte a decisão em manutenção industrial / Edson Ruschel, orientador,
 Eduardo Alves Portela Santos. -- 2017
 131f.: il. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná,
Curitiba, 2017.
Bibliografia: f. 115-128

1. Administração da produção. 2. Produtividade industrial. 3. Fabricação -
Manutenção 4. Processo decisório. I. Santos, Eduardo Alves Portela.
II. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Programa de Pós-Graduação
em Engenharia de Produção e Sistemas. III. Título.

CDD 20. ed. – 658.51



Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Escola Politécnica

TERMO DE APROVAÇÃO

Edson Ruschel

METODOLOGIA DE ANÁLISE DIAGNÓSTICA BASEADA EM MINERAÇÃO DE PROCESSOS PARA SUPORTE A DECISÃO EM MANUTENÇÃO INDUSTRIAL.

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 Alves Portela Santos
(Orientador)

Prof. Dr. Eduardo de Freitas Rocha Loures
(Membro Interno)

Prof. Dr. José Eduardo Pécora Júnior
(Membro Externo)

Curitiba, 17 de março de 2017.

*Aos meus pais, Nilsa e Quirino, eternos alicerces;
à minha esposa, Luciana, guerreira e companheira;
à minha filha, Tahianne, doce ser que alegra o ambiente;
e especialmente ao meu filho, Leonardo Henrique,
que no início deste trabalho ainda estava no conforto do ventre materno.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus! Por ter me proporcionado esta vida aqui na Terra, donde devo seguir meu curso – meu caminho – da forma mais correta possível.

Meu pai amado, Quirino Miguel Ruschel, um exemplo de homem. Minha mãe amada, Nilsa Ruschel, um exemplo de mulher. Senhores da minha alegria que souberam ter a paciência necessária para respeitar e entender meu isolamento para que este e outros trabalhos pudessem se tornar realidade. Ambos são a base forte da minha educação e determinação.

Luciana Maria Gonçalves, minha companheira, minha esposa. Agradeço a ti por seguir comigo nesta jornada, sempre fornecendo o apoio necessário para que eu jamais desista de meus objetivos.

Ao Professor e Doutor Eduardo Alves Portela Santos, meu orientador, os meus mais sinceros agradecimentos pela paciência, atenção e prestatividade dedicados a mim para que esta dissertação tomasse forma do modo mais correto possível.

Ao Professor e Doutor Eduardo de Freitas Rocha Loures, pelos ensinamentos que foram de extrema importância para a realização deste trabalho.

Aos amigos e colegas, Professor Rodrigo Pierezan e Rolando Jacyr Kurscheidt Netto, pelos materiais de suporte fornecidos e por sempre estarem disponíveis, sendo colaborativos ao extremo quando solicitados.

Ao engenheiro mecânico e amigo, André Manzolli, pelos ensinamentos na plataforma LabVIEW e direcionamentos na estruturação e desenvolvimento de *softwares*.

Ao professor e mestre em Física, Adam Luiz de Azevedo, pelo suporte nas equacionalizações e fundamentos matemáticos empregados na presente metodologia.

Agradeço, também, aos demais professores, pesquisadores e colaboradores da Escola Politécnica da Pontifícia Universidade Católica do Paraná que, direta ou indiretamente, contribuíram de forma significativa para a realização deste trabalho e para toda a minha formação profissional.

*“Chegará à perfeição somente aquele que equilibrar corpo e alma,
somente com muito esforço, determinação e honra.”
(HIRONORI OTSUKA)*

RESUMO

Disponibilidade, rapidez, qualidade e confiabilidade são requisitos fundamentais impulsionados pela alta competitividade entre indústrias dos mais diferentes ramos, elevando o maquinário ao limite máximo de seu regime de trabalho. Inevitavelmente, isto contribui para que muitos sistemas sofram degradação ao longo do tempo, reduzindo qualidade, confiabilidade e velocidade do processo. Minimizar o problema de degradação exige uma gestão otimizada de manutenção dos equipamentos, bem como a correta determinação dos intervalos entre as inspeções, reduzindo tempo e custo no objetivo de cumprir os requisitos fundamentais. Para a determinação dos intervalos entre as inspeções de manutenção procura-se conhecer os tempos de ciclo e comportamento atual do processo, além de estimar comportamento futuro deste. Em grande parte dos casos, a alta variação deste comportamento dificulta a correta estimativa de tais parâmetros, tornando necessária a utilização de ferramentas de análise e metodologias específicas, bem como um efetivo registro dos eventos e atividades do processo que permita o emprego otimizado destas. É no âmbito deste problema que o presente trabalho tem como objetivo auxiliar nas tomadas de decisão referentes à determinação dos intervalos entre as inspeções de manutenção, através de uma metodologia de análise diagnóstica do comportamento de um processo produtivo. O modelo do processo é obtido através de técnicas de mineração de processos e utilizado para a construção de um modelo probabilístico em Redes Bayesianas. Os valores obtidos na saída deste modelo estimam a probabilidade de ocorrência de atividades do processo e dimensionam proporcionalmente o horizonte de previsão de modelos preditivos responsáveis por estimar as variações dos tempos de ciclo. Alterações graduais nos intervalos entre inspeções de manutenção são realizadas até que o melhor intervalo seja encontrado, de acordo com funções de *disponibilidade* e *custo*. Para validação da metodologia, um estudo aplicado é realizado sobre um registro de eventos proveniente de um torno instalado em uma indústria automotiva e os valores obtidos na saída dos modelos são comparados com dados reais deste registro. Resultados deste estudo comprovam que é possível reduzir custos ou aumentar a disponibilidade do equipamento alterando o intervalo entre inspeções de manutenção. Adicionalmente, a metodologia permite estimar tempo ocioso e tempo adicional resultantes da variação simulada na frequência das atividades. Tais estimativas proporcionam aos gestores e mantenedores um melhor suporte na programação e remanejamento das atividades presentes no processo.

Palavras-chave: manutenção industrial; tomada de decisão; mineração de processos; modelos probabilísticos; modelos preditivos; intervalo entre inspeções.

ABSTRACT

Availability, speed, quality and reliability are fundamental requirements driven by the high competitiveness among industries of the most different branches, raising the machinery to the maximum limit of its working regime. Inevitably, this contributes to many systems suffering degradation over time, reducing process quality, reliability and speed. Minimizing the degradation problem requires optimized equipment maintenance management, as well as the correct determination of inspection intervals, reducing time and cost in order to meet the fundamental requirements. To determine the intervals between maintenance inspections, it is sought to know the cycle times, the current process behavior and its future behavior. In most cases, the high variation of this behavior makes it difficult to correctly estimate such parameters, making it necessary to use analysis tools and specific methodologies, as well as an effective record of the events and process activities that allows the optimized use of these tools and methodologies. It is within the scope of this problem that the present work aims to aid in decision making involving the determination of intervals between maintenance inspections, through a methodology of diagnostic analysis of the production process behavior. The process model obtained through process mining techniques is used to construct a probabilistic model in Bayesian Networks. The values obtained in the output of this model estimate the probability of process activities occurrence and proportionally dimension the forecast horizon of predictive models responsible for estimating the cycle times variations. Gradual changes are simulated in the intervals between maintenance inspections until the best interval is found, according to *availability* and *cost* functions. To validate the methodology, an applied study is performed on an event log from a lathe machine installed in an automotive industry and the values obtained at the models output are compared with actual data from this log. Result show that it is possible to reduce costs or increase equipment availability by changing the interval between maintenance inspections. Additionally, the methodology allows to estimate the idle and additional times resulting from simulated variation of the activities frequency. These estimates give managers and maintainers better support in the scheduling of process activities.

Keywords: industrial maintenance; decision-making; process mining; predictive models; probabilistic models; interval between inspections.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Relação entre os tipos de manutenção	19
Figura 2 - Progresso na manutenção industrial	21
Figura 3 - Etapas da metodologia de pesquisa.....	25
Figura 4 - Fases da revisão sistemática da literatura.....	28
Figura 5 - Distribuição das políticas de manutenção na literatura pesquisada .	34
Figura 6 - Grupos identificados na literatura para os domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial.....	36
Figura 7 - Matriz relacional dos domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial	49
Figura 8 - Sintetização dos processos de tomada de decisão na manutenção industrial encontrados na literatura.....	50
Figura 9 - Os três principais tipos de mineração de processos.....	52
Figura 10 - Exemplo de uma rede causal gerada através de algoritmos de descoberta de processos.....	54
Figura 11 - Modelo genérico de uma Rede Bayesiana	56
Figura 12 - Visão geral da metodologia proposta	63
Figura 13 - Passo a passo da metodologia proposta	65
Figura 14 - Exemplo de um modelo de processo e respectivas informações obtidos através da mineração de processos	67
Figura 15 - Estrutura ideal para as atividades de máquina em um processo produtivo	68
Figura 16 - Estrutura de causa comum em Redes Bayesianas.....	70
Figura 17 - Estrutura de efeito comum em Redes Bayesianas.....	71
Figura 18 - Estrutura mista em Redes Bayesianas	72
Figura 19 - Exemplo da abordagem para construção dos modelos preditivos	73
Figura 20 - Exemplo da abordagem para integração dos modelos probabilístico e preditivos	74
Figura 21 - Modelo do processo real obtido através de mineração de dados na plataforma DISCO®.....	83
Figura 22 - Modelo do processo obtido para o estudo aplicado.....	84
Figura 23 - Modelo probabilístico em Redes Bayesianas desenvolvido para o estudo aplicado.....	85
Figura 24 - Durações médias para cada unidade produzida entre as intervenções de manutenção	88
Figura 25 - Tempo médio desperdiçado em relação ao tempo de ciclo esperado para cada unidade produzida entre as intervenções de manutenção	88

Figura 26 - Quantidade média de unidades perdidas para cada unidade produzida entre as intervenções de manutenção.....	89
Figura 27 - Custo médio por unidades perdidas para cada unidade produzida entre as intervenções de manutenção	89
Figura 28 - Comparativos entre os valores acumulados de tempo e custo em relação aos respectivos limiares médios de manutenção.....	91
Figura 29 - Tempo desperdiçado e custo acumulado para variações entre 1 e 100 dos intervalos de manutenção	91
Figura 30 - Comportamento anormal encontrado nos dados finais do registro de eventos utilizado	98
Figura 31 - Linha de pesquisa adotada na metodologia.....	99
Figura 32 - Lacunas percebidas na aplicação da metodologia.....	100
Figura 33 - Importância da revisão bibliográfica no suporte às tomadas de decisão da manutenção industrial.....	101
Figura 34 - Principais parâmetros utilizados na literatura no suporte às tomadas de decisão da manutenção industrial.....	102
Figura 35 - Modelos atrelados ao crescimento da utilização das políticas de manutenção preventiva e preditiva	103
Figura 36 - Sintetização da metodologia proposta	103
Figura 37 - Campo de aplicação da metodologia dadas as fases de controle na manutenção.....	104
Figura 38 - Sintetização do estudo aplicado envolvendo a definição dos intervalos entre inspeções de manutenção	105
Figura 39 - Sintetização do estudo aplicado envolvendo as simulações de aumento e redução da demanda produtiva	105
Figura 40 - Relação entre qualidade/confiabilidade e custos do ciclo de vida (aplicações práticas)	106
Figura 41 - Concorrência entre função <i>disponibilidade</i> e função <i>custo</i>	106
Figura 42 - Limitações inerentes à padronização dos registros de eventos e atividades.....	107
Figura 43 - Limitações inerentes aos modelos ARIMA para previsões de séries temporais	108
Figura 44 - Limitações inerentes à definição dos intervalos entre inspeções de manutenção.....	108
Figura 45 - Limitações inerentes ao comportamento do processo produtivo manipulado.....	109
Figura 46 - Possibilidades para desenvolvimento de novos modelos de tomadas de decisão na manutenção industrial.....	110
Figura 47 - Modelo classe mundial para a gestão da manutenção.....	110

Figura 48 - Tangenciamento da metodologia ao modelo de classe mundial da gestão de manutenção	111
Figura 49 - Sintetização das perspectivas futuras proporcionadas pela presente metodologia	113

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Protocolo de pesquisa	30
Tabela 2 - Endereços eletrônicos das bases de dados	30
Tabela 3 - Modificação da <i>string</i> de busca nas bases de dados.....	31
Tabela 4 - Número de artigos por base de dados de acordo com a <i>string</i> de busca elaborada	31
Tabela 5 - Número de artigos por base de dados após leitura dos respectivos títulos e resumos	32
Tabela 6 - Artigos da revisão sistemática organizados por publicação (<i>journals</i>)	33
Tabela 7 - Artigos da revisão sistemática organizados por ano de publicação .	33
Tabela 8 - Principais domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial e respectivos trabalhos relacionados.....	35
Tabela 9 - Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de gestão e planejamento	37
Tabela 10 - Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de integração de sistemas e recursos terceirizados	40
Tabela 11 - Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de análises e estimativas	43
Tabela 12 - Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de gestão e integridade de ativos	45
Tabela 13 - Nomenclatura aplicada na matriz relacional	49
Tabela 14 - Exemplo de um registro de eventos genérico.....	53
Tabela 15 - Algoritmos de mineração mais comumente utilizados na plataforma ProM [®]	53
Tabela 16 - Tabela de probabilidades condicionais para estruturas de causa comum	70
Tabela 17 - Tabela de probabilidades condicionais para estruturas de efeito comum	71
Tabela 18 - Tabela de probabilidades condicionais para estruturas mistas.....	72
Tabela 19 - Variáveis utilizadas na determinação dos intervalos entre inspeções de manutenção preventiva.....	75
Tabela 20 - Período referente aos registros reais utilizados no estudo aplicado .	82
Tabela 21 - Atividades e respectivas informações obtidas na mineração de processos da plataforma Disco [®]	82
Tabela 22 - Atividades e respectivas informações obtidas após julgamento especialista	84
Tabela 23 - Probabilidades condicionais para o nó <i>Intervalo</i>	85
Tabela 24 - Probabilidades condicionais para o nó <i>DesgasteFerramenta</i>	85
Tabela 25 - Probabilidades condicionais para o nó <i>Reajuste</i>	85

Tabela 26 - Probabilidades condicionais para o <i>nó ApontamentoKanban</i>	86
Tabela 27 - Probabilidades condicionais para o <i>nó Medicao</i>	86
Tabela 28 - Probabilidades condicionais para o <i>nó ParadaCurtaDuracao</i>	86
Tabela 29 - Probabilidades condicionais para o <i>nó AlimentacaoMaquina</i>	86
Tabela 30 - Modelos preditivos aplicados nas séries temporais das atividades relacionadas no estudo aplicado	87
Tabela 31 - Comparativo para a função <i>disponibilidade</i> entre valores reais e estimados no horizonte analisado	92
Tabela 32 - Comparativo para a função <i>custo</i> entre valores assumidos como reais e estimados no horizonte analisado	93
Tabela 33 - Nomenclatura das variáveis para estimativas de tempo do processo	94
Tabela 34 - <i>Estimativa Controle</i> obtida para alterações simuladas da demanda produtiva.....	95
Tabela 35 - Duração total estimada das atividades para redução simulada de 10% da demanda produtiva.....	96
Tabela 36 - Estimativas de tempo ocioso para alterações simuladas da demanda produtiva.....	96
Tabela 37 - Duração total estimada das atividades para aumento simulado de 10% da demanda produtiva.....	97
Tabela 38 - Estimativas de tempo adicional para alterações simuladas da demanda produtiva.....	98
Tabela 39 - Valores obtidos para as variáveis de valor único utilizadas no estudo aplicado	130
Tabela 40 - Valores obtidos para as variáveis de índice <i>i</i> utilizadas no estudo aplicado	131

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABC	<i>Activity-Based Costing</i>
abs	<i>Abstract</i>
APSA	<i>Ageing Probabilistic Safety Assessment</i>
ar	<i>Article</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving Average</i>
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
BPM	<i>Business Process Management</i>
CBM	<i>Condition-Based Maintenance</i>
CBR	<i>Case-Based Reasoning</i>
CoMPS	<i>Collaborative Maintenance Planning System</i>
D-S	<i>Dempster-Shafer</i>
DBM	<i>Degradation-Based Maintenance</i>
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
doctype	<i>Document type</i>
EMS	<i>Efficiency Measurement System</i>
engi	<i>Engineering</i>
EPC	<i>Event-driven Process Chain</i>
EQM	Erro Quadrático Médio
FIS (1)	<i>Fuzzy Inference System</i>
FIS (2)	<i>Factory Information System</i>
IHM	Interface Homem-Máquina
Inc.	<i>Incorporated</i>
j	<i>Journal</i>
KPI	<i>Key Performance Indicators</i>

LAD	<i>Logical Analysis of Data</i>
MA	<i>Moving Average</i>
MAUT	<i>Multi-Attribute Utility Theory</i>
MMS	Média Móvel Simples
MP	Manutenção Preventiva
MPS	<i>Maintenance Policy Selection</i>
MTTF	<i>Mean Time To Failure</i>
NP-Hard	<i>Non-deterministic Polynomial-time hard</i>
NSGA II	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II</i>
pág.	Página
PH	<i>Proportional Hazards</i>
PM	<i>Preventive Maintenance</i>
PRM	<i>Probabilistic Relational Model</i>
RB	Rede Bayesiana
RCM	<i>Reliability Centered Maintenance</i>
scrtype	<i>Script type</i>
SES	Suavização Exponencial Simples
subjarea	<i>Subject area</i>
TPC	Tabela de Probabilidades Condicionais

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	VISÃO GERAL DA MANUTENÇÃO E TOMADAS DE DECISÃO	18
1.2	PROBLEMA	21
1.3	OBJETIVOS	22
1.3.1	Objetivo geral.....	22
1.3.2	Objetivos específicos	23
1.4	JUSTIFICATIVA	23
1.5	METODOLOGIA DE PESQUISA.....	24
1.6	ESTRUTURA DO DOCUMENTO.....	25
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	27
2.1	TOMADAS DE DECISÃO NA MANUTENÇÃO INDUSTRIAL	28
2.1.1	Procedimento de pesquisa.....	28
2.1.2	Avaliação temática	35
2.1.3	Tendências das tomadas de decisão na manutenção industrial .	48
2.2	CONCEITOS E FERRAMENTAS DE MINERAÇÃO DE PROCESSOS	51
2.2.1	Registro de eventos	52
2.2.2	Plataformas e algoritmos de mineração.....	53
2.3	REDES BAYESIANAS	54
2.4	MODELOS PARA PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS	56
2.4.1	Modelo de média móvel simples (MMS)	56
2.4.2	Modelo de suavização exponencial simples (SES).....	58
2.4.3	Modelo auto-regressivo integrado de média móvel (ARIMA)	60
2.5	SINTETIZAÇÃO DA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA PARA FORMULAÇÃO DA PROPOSTA	61
3	METODOLOGIA	63
3.1	VISÃO GERAL.....	63
3.2	MINERAÇÃO DO REGISTRO DE EVENTOS.....	65
3.2.1	Padronização, filtragem e obtenção do modelo do processo	66
3.3	DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS	67
3.3.1	Modelo do processo suportado por julgamento especialista	67
3.3.2	Modelo probabilístico em Redes Bayesianas	69
3.3.3	Modelos preditivos	72
3.4	INTEGRAÇÃO DOS MODELOS PROBABILÍSTICO E PREDITIVOS	73
3.5	SIMULAÇÕES E INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS	74

3.5.1	Alteração nos intervalos entre inspeções de manutenção preventiva	75
3.5.2	Alteração da frequência de atividades para estimativas de tempo ocioso e tempo adicional do processo	79
4	ESTUDO APLICADO	82
4.1	PREPARAÇÕES INICIAIS	82
4.2	ESTIMATIVAS DE MELHORIA NOS INTERVALOS DE MANUTENÇÃO	87
4.2.1	Obtenção das variáveis	87
4.2.2	Estimativa dos intervalos entre inspeções de manutenção para as funções <i>disponibilidade</i> e <i>custo</i>	90
4.2.3	Validação do método para estimativa dos intervalos entre inspeções de manutenção	91
4.2.4	Análise dos resultados parciais	92
4.2.5	Integração das funções <i>disponibilidade</i> e <i>custo</i>	93
4.3	ALTERAÇÕES SIMULADAS NA DEMANDA PRODUTIVA PARA ESTIMATIVAS DE TEMPO DE PRODUÇÃO	94
4.3.1	Obtenção da <i>Estimativa Controle</i>	94
4.3.2	Redução simulada da demanda produtiva	95
4.3.3	Aumento simulado da demanda produtiva	96
5	DISCUSSÃO	99
5.1	IMPORTÂNCIA DA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA	100
5.2	COMPOSIÇÃO DOS ELEMENTOS DA METODOLOGIA PELA EVOLUÇÃO DAS POLÍTICAS DE MANUTENÇÃO	102
5.3	SINTETIZAÇÃO DA METODOLOGIA	103
5.4	LIMITAÇÕES	106
5.5	CONTRIBUIÇÕES	109
5.6	PERSPECTIVAS FUTURAS	112
6	CONCLUSÃO	114
	REFERÊNCIAS	115
	APÊNDICES	129
	APÊNDICE A – RELAÇÃO DAS VARIÁVEIS UTILIZADAS	130

1 INTRODUÇÃO

Exigências na rapidez, qualidade e confiabilidade na produção de bens são evidenciadas e alavancadas pela grande competitividade atual no setor industrial, intensificando a procura por redução de custos e aumento da confiabilidade e disponibilidade de equipamentos. A manutenção, embora seja um dos mais caros dentro de um sistema de produção, é um dos responsáveis pela garantia da confiabilidade e disponibilidade do equipamento (WANG; CHU; WU, 2007). Selecionar a melhor política de manutenção e otimizar os intervalos entre as inspeções tornou-se prioridade na tentativa de reduzir custos (DE ALMEIDA, 2012; DING; KAMARUDDIN; AZID, 2014). Um grande problema neste contexto é a alta competitividade que acaba levando o equipamento ao limite de seu regime de trabalho, contribuindo para que muitos sistemas sofram degradação, reduzindo o desempenho geral. Minimizar o problema de degradação requer um gerenciamento de manutenção otimizado (WU; NIKNAM; KOBZA, 2015) e uma correta determinação dos intervalos entre inspeções (MENDES; RIBEIRO, 2014).

O conhecimento prévio dos tempos de ciclo e do comportamento do processo, além de estimativas futuras, é absolutamente necessário para a correta determinação dos intervalos de manutenção. Essas estimativas podem mostrar falhas iminentes no equipamento, permitindo intervenções de manutenção preventiva em momentos apropriados (DEHAYEM NODEM; KENNE; GHARBI, 2011). Porém, a alta variação do comportamento do processo dificulta uma estimativa correta, tornando necessária a utilização de ferramentas de análise, modelos probabilísticos e preditivos, além de um efetivo registro dos eventos e atividades presentes no processo (IUNG et al., 2012).

No entanto, mais de cinquenta por cento das metodologias propostas utiliza apenas dados históricos do processo de produção e julgamento especialista para alimentar seus modelos, não abordando o comportamento futuro do processo. As informações são provenientes de diferentes bases de dados, dificultando a obtenção e tratamento posterior. Além disso, a saída dos modelos apresenta resultados estáticos para cada caso, não abordando múltiplos cenários baseados nas possíveis variações no compor-

tamento do processo. Nesta questão, uma das principais contribuições do presente trabalho é apresentar uma metodologia capaz de integrar modelos probabilísticos e preditivos alimentados com dados de uma única base de dados, além de estimar o comportamento futuro do processo com base nestas informações. Isso possibilita a alteração de parâmetros dos modelos e a realização de simulações, permitindo entregar resultados e informações mais dinâmicos ao tomador de decisões.

Com a crescente quantidade de dados gerados nos processos produtivos, transformá-los em informações úteis torna-se um grande desafio (van der AALST, 2011). Para solucionar esse problema, a metodologia proposta utiliza técnicas de mineração de processos para tratar os dados do chão de fábrica e obter informações sobre duração das atividades, desvios do processo, variações dos tempos de ciclo e evolução da taxa de degradação. Estas informações podem ser utilizadas para aprimorar a definição dos intervalos entre as inspeções de manutenção, relacionando funções de custo e disponibilidade e permitindo ao gestor verificar o impacto de cada função independentemente. Além disso, a possibilidade de alimentar constantemente os modelos com novos dados permite uma visualização muito mais dinâmica do processo e dos resultados e conseqüências para diferentes intervalos entre inspeções de manutenção.

1.1 VISÃO GERAL DA MANUTENÇÃO E TOMADAS DE DECISÃO

Vários são os propósitos de competência da manutenção industrial, alinhados com os objetivos centrais de uma companhia, tais como: maior disponibilidade de equipamentos; melhor qualidade do produto final; aumento do faturamento e do lucro; aumento da segurança pessoal e das instalações; redução da demanda de serviços; redução de custos; e redução de lucros cessantes. No entanto, a redução de custos é um dos grandes desafios a serem superados, visto que a manutenção, por si só, é um processo caro (DEAC et al., 2010). A manutenção também representa uma série de medidas e ações para assegurar a integridade dos equipamentos, restauração dos mesmos e garantir serviços de manufatura (DEAC; BADEA; DOBRIN, 2010).

Existem diversos tipos de manutenção e diferentes políticas e estratégias são

adotadas de acordo com o planejamento prévio. A Figura 1 apresenta a relação entre os tipos de manutenção de acordo com as estratégias mais comumente adotadas (KARDEC; LAFRAIA, 2002).

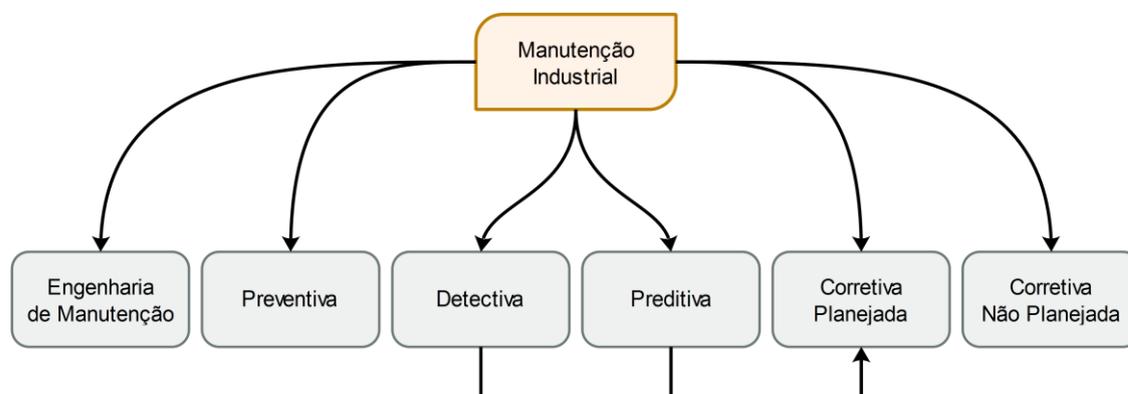


Figura 1 - Relação entre os tipos de manutenção

Fonte: adaptado de Kardec e Lafraia, 2002.

A frequência de utilização da manutenção corretiva não planejada vem decaindo nas últimas décadas devido ao alto custo deste tipo de manutenção e à redução de vida útil e disponibilidade de equipamentos, ocasionando perdas e baixo rendimento da produção. Embora métodos preditivos e detectivos acabem desencadeando manutenção corretiva, a mesma pode ser planejada, não impactando de forma alarmante no rendimento da produção. Atualmente percebe-se uma grande inclinação para políticas de manutenção preventiva, sendo esta um dos tipos de manutenção mais importantes dentro de uma indústria, exigindo um bom planejamento e treinamento de pessoal, com objetivos baseados em análises de confiabilidade para manter os equipamentos na mais extrema disponibilidade (KARDEC; LAFRAIA, 2002).

Em muitos casos, a correta seleção destas políticas de manutenção é estruturada por modelos de tomadas de decisão, os quais estão presentes em diversos níveis empresariais e industriais. Estas decisões impactam desde resultados de chão de fábrica até de níveis mais altos de gerenciamento de uma organização, o que remete a necessidade de maior exploração dos conceitos deste universo.

Como auxílio na elucidação de tais conceitos, um dos suportes utilizados é a Teoria da Decisão (*Decision Theory*) apresentada por Almeida e Bohoris (1995), a qual é constituída de oito elementos básicos, descritos na sequência.

1. *Circunstâncias e leis básicas* que governam um particular problema analisado e que referem-se ao chamado estado natural do problema, sob o qual o decisor não tem controle;
2. *Conjunto de possíveis ações* do qual o decisor pode selecionar um particular curso de ação;
3. *Consequência*, também chamada de resultado, de acordo com a tomada de decisão em questão;
4. *Funções de perda e de utilidade* que quantificam as perdas ou os ganhos para cada consequência;
5. *Multi-attribute utility theory (MAUT)*, teoria relacionada com as tomadas de decisão multicritério que permite quantificação e agregação de múltiplos objetivos, mesmo quando estes objetivos são compostos de atributos conflitantes;
6. *Elicitação e verificação de consistência* que envolve o entendimento e modelagem da estrutura de preferências do decisor de acordo com as consequências analisadas;
7. *Otimização*, um dos propósitos e principais objetivos de uma tomada de decisão, na tentativa de obter a melhor solução para um dado problema; e
8. *Análise de sensibilidade*, objetivando investigar e verificar a robustez da solução encontrada.

Estes fundamentos fornecem suporte ao progresso da manutenção industrial (Figura 2), demonstrado por Deac et al. (2010) em quatro principais universos de otimização:

1. Menos falhas acidentais – com a eliminação de situações urgentes relacionadas ao maquinário;
2. Custos mais baixos – otimizando orçamentos de manutenção, terceirização e substituição de peças ou maquinário;

3. Aumento da disponibilidade – obtendo máxima eficiência do processo produtivo e confiabilidade do equipamento; e
4. Máxima qualidade de serviços – satisfazendo necessidades das unidades produtivas, como abastecimento ininterrupto de recursos.

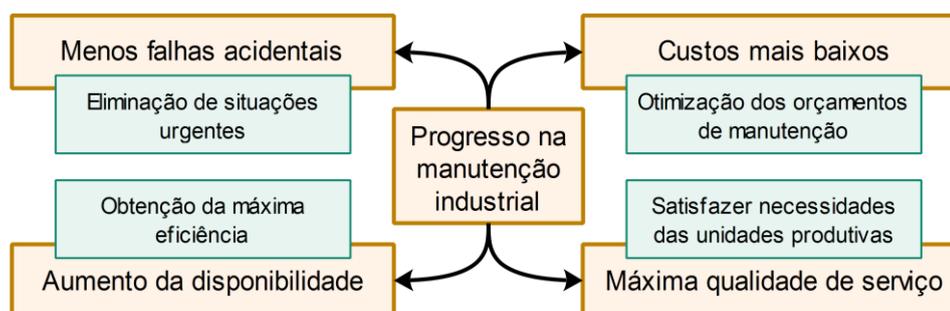


Figura 2 - Progresso na manutenção industrial

Fonte: adaptado de Deac et al., 2010.

O princípio da tomada de decisão na manutenção industrial necessita de estruturas através de modelos, onde o decisor tem, pelo menos, dois caminhos com ações distintas para escolher. Incertezas relativas ao comportamento do sistema e das variáveis envolvidas tornam a modelagem fundamental para uma ótima tomada de decisão (ALMEIDA; BOHORIS, 1995). Dentro deste contexto, uma análise da evolução dos métodos e ferramentas presentes na literatura se faz necessária, como ponto inicial de elaboração da presente metodologia.

1.2 PROBLEMA

De acordo com a Teoria da Decisão de Almeida e Bohoris (1995), três situações podem ser evidenciadas:

1. *Decisão com base na certeza* — sob a qual o decisor sabe exatamente as consequências de cada alternativa;
2. *Decisão sob risco* — onde o decisor conhece as consequências e a probabilidade de cada alternativa;

3. *Incerteza* — sob a qual o decisor não conhece todas as consequências de cada alternativa, ou não conhece a probabilidade de, pelo menos, uma das alternativas presentes.

As tomadas de decisão dentro de um processo produtivo implicam, muitas vezes, em consequências que não podem ser percebidas ou avaliadas previamente. Isto remete o decisor à situação de incerteza (item 3 da lista), tornando a tomada de decisão um processo não trivial que pode gerar consequências indesejáveis e, em alguns casos, irreversíveis.

Em algumas situações, experimentos são possíveis com o objetivo de avaliar e conhecer as consequências de cada alternativa. Porém, na maioria dos casos, tais experimentos são dispendiosos e demandam tempo considerável, tornando inviável sua realização.

Similarmente, alterações no intervalo entre inspeções de manutenção geram consequências diretas nos custos e na disponibilidade do equipamento. Portanto, os riscos envolvidos são consideravelmente altos para que tais alterações sejam realizadas sem estimativas prévias das consequências.

No âmbito deste problema, o presente trabalho investiga a possibilidade de integração entre ferramentas de análise e modelos probabilísticos e preditivos, levando ao conhecimento do decisor estimativas de variação nos custos e na disponibilidade do equipamento, possibilitando reduzir ao mínimo possível os riscos envolvidos na determinação dos intervalos entre inspeções de manutenção e, desta forma, transportar a decisão do cenário de incerteza para um cenário mais próximo do ideal.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo geral

Este trabalho tem como objetivo principal apresentar uma metodologia de análise diagnóstica do comportamento de um processo produtivo, baseada em mineração de processos, para suporte na determinação dos intervalos entre inspeções de manutenção preventiva.

1.3.2 Objetivos específicos

Para que o objetivo principal seja alcançado, os seguintes objetivos específicos foram estabelecidos:

- Obter da literatura o estado da arte relacionado às metodologias que visam suporte nas tomadas de decisão na manutenção industrial;
- Sistematizar o tratamento de dados e obtenção de informações relevantes para a criação de um modelo probabilístico, através de ferramentas de mineração de processos;
- Integrar modelos probabilístico e preditivos para estimar comportamento futuro do processo e variações nos tempos de ciclo;
- Elaborar um método para a definição dos intervalos entre inspeções de manutenção preventiva considerando redução de custos e aumento da disponibilidade do equipamento;
- Simular diferentes cenários, alterando parâmetros do modelo probabilístico;
- Obter estimativas de tempo ocioso ou tempo adicional do processo para cada cenário simulado;
- Avaliar possíveis melhorias, limitações e perspectivas futuras relacionadas à presente metodologia.

1.4 JUSTIFICATIVA

A utilização de ferramentas e métodos de análise e previsão, quando bem direcionada, é extremamente eficaz para o desenvolvimento e melhoria dos resultados nos processos produtivos, visto que análises realizadas com ferramentas inadequadas demandam tempo e recursos além do previsto e, muitas vezes, os resultados obtidos não são satisfatórios para que ocorram as melhorias desejadas (ALMEIDA; BOHORIS, 1995). Além disso, alguns modelos encontrados na literatura necessitam de ser alimentados com uma expressiva quantidade de informação proveniente de julgamento

especialista, aumentando a possibilidade de inconsistência dos resultados, ou com dados específicos de difícil obtenção que implicam, por exemplo, em altos custos com sistemas de sensoriamento acoplados ao maquinário ou serviços terceirizados.

Como forma de solucionar este problema, o desenvolvimento da presente metodologia foi baseado na utilização de dados gerais de chão de fábrica referentes ao processo produtivo, comumente disponíveis nas organizações industriais. Estes dados permitem a extração de uma enorme variedade de informações relacionadas ao comportamento do processo e do maquinário envolvido. Os esforços estão concentrados no direcionamento desta metodologia para aplicações reais, onde poderá ser utilizada como suporte robusto para a determinação dos intervalos entre inspeções de manutenção. A possibilidade de estimar variações dos tempos de ciclo, custos, disponibilidade do equipamento e tempo ocioso do processo permite que tal metodologia possa ser integrada a sistemas de gestão de ativos, manutenção e produção, sendo utilizada como suporte para o cálculo de indicadores de desempenho e taxas de degradação.

Adicionalmente, o tratamento dos dados em um fluxo contínuo através da integração dos modelos utilizados estabelece uma maior confiabilidade nas estimativas obtidas.

1.5 METODOLOGIA DE PESQUISA

Para o presente trabalho, a metodologia de pesquisa foi estruturada contemplando a necessidade de uma revisão sistemática da literatura para obtenção do estado da arte dentro do contexto das tomadas de decisão na manutenção industrial. Para tanto, foi definida uma abordagem do método de pesquisa exploratória, buscando na literatura propostas e metodologias relevantes e que dão suporte para as tomadas de decisão na manutenção.

O conhecimento adquirido deste estado da arte possibilitou a estruturação da presente metodologia, incluindo os respectivos modelos preditivos e probabilísticos, conceitos de mineração de dados e de processos, definição das ferramentas de análise e estruturação da integração dos modelos utilizados. Com base numa abordagem de caráter experimental obteve-se suporte para a realização de comparativos entre

ferramentas, métodos e modelos, onde foram levantados os principais requisitos necessários para a aplicação da metodologia proposta. Tal abordagem de pesquisa auxiliou na seleção das ferramentas e métodos que melhor se adequaram e que atenderam os requisitos estabelecidos e necessários.

A validação da metodologia requer a aplicação de dados reais de processos produtivos. Esta última abordagem no formato de estudo aplicado é fundamental para o refinamento dos modelos, análise dos resultados e ponderações sobre limitações e melhorias futuras.

A Figura 3 apresenta a metodologia de pesquisa empregada no desenvolvimento do presente trabalho, contemplando as etapas, suas respectivas atividades e métodos abordados.

METODOLOGIA DE PESQUISA		
ETAPA	ATIVIDADES	MÉTODO
Revisão Bibliográfica	- Obtenção do estado da arte - Conceitos gerais no âmbito da proposta	Pesquisa exploratória
Estruturação da metodologia	- Definição dos métodos e ferramentas - Elaboração sistemática da integração dos modelos	Pesquisa experimental
Desenvolvimento dos modelos	- Aplicação de mineração de dados e de processos - Modelos probabilísticos e preditivos	
Simulações de ajuste e testes	- Análise do comportamento dos modelos - Ajuste dos modelos - Análise dos resultados	
Validação	- Aplicação da metodologia - Simulações com dados reais - Conclusões e propostas de melhorias	Estudo aplicado

Figura 3 - Etapas da metodologia de pesquisa

Fonte: o autor, 2017.

1.6 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

O presente documento segue a seguinte estrutura: no Capítulo 1 está contida a introdução, onde são expostos o problema e a metodologia proposta, assim como os objetivos geral e específicos definidos como meta; no Capítulo 2 é realizada a revisão bibliográfica, abordando algumas das metodologias propostas na literatura para suporte às tomadas de decisão na manutenção industrial, modelos probabilísticos, preditivos

e conceitos de mineração de dados e de processos; o Capítulo 3 aborda todas as etapas para o desenvolvimento da metodologia proposta neste trabalho; o Capítulo 4 apresenta um estudo aplicado, onde registros de eventos reais de processos produtivos são utilizados na aplicação e validação da metodologia proposta; os Capítulos 5 e 6 trazem, respectivamente, uma discussão e a conclusão do presente trabalho, evidenciando limitações, dificuldades e melhorias, através da avaliação dos resultados e recomendações para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo será apresentado o estado da arte das tomadas de decisão na manutenção industrial, evidenciando algumas das principais metodologias e ferramentas sugeridas e utilizadas pelos autores na literatura.

Segundo Bardey (2005), a eficácia da manutenção nos sistemas de produção está diretamente ligada a um bom planejamento para a correta determinação da frequência das inspeções. Para tanto, muitas vezes os gestores tomam decisões sem qualquer critério prévio de análise e, embora exista um número considerável de modelos que auxiliam nestas tomadas de decisão, Cavalcante e Almeida (2007) afirmam que uma quantidade considerável de tais modelos fornece resultados conflitantes e, muitas vezes, não satisfatórios. Tendo isto em vista, se faz necessária uma análise dos modelos atuais de tomadas de decisão na manutenção industrial presentes na literatura, ferramentas e métodos utilizados e recomendações sugeridas pelos autores das obras referentes ao tema. Este conhecimento prévio permite selecionar ferramentas, métodos e modelos adequados e de fácil integração, possibilitando manipular e tratar dados brutos de chão de fábrica para a obtenção de informações relevantes que permitam uma boa tomada de decisão aos gestores da manutenção. Além disso, uma revisão sistemática da literatura garante a visualização das tendências no âmbito das tomadas de decisão na manutenção industrial e fornece informações importantes relacionadas às principais dificuldades ainda encontradas. Desta forma, é possível centralizar os esforços no desenvolvimento de uma metodologia capaz de suprir algumas destas dificuldades.

Na continuidade do capítulo serão descritos os conceitos fundamentais de mineração de dados e de processos e as principais ferramentas e *softwares* específicos para tal função. O presente capítulo também aborda modelos probabilísticos em Redes Bayesianas, modelos preditivos e conceitos de correlação e interdependência.

2.1 TOMADAS DE DECISÃO NA MANUTENÇÃO INDUSTRIAL

2.1.1 Procedimento de pesquisa

A metodologia de pesquisa desta seção foi baseada nas fases propostas por Tranfield, Denyer e Smart (2003), como indicado na Figura 4. A primeira fase é chamada de *Definição* e contém os passos *Identificação da necessidade para uma revisão da literatura* e *Desenvolvimento do protocolo de revisão da literatura*. A segunda fase, *Coleta e seleção*, possui mais dois passos, chamados *Identificação dos documentos* e *Seleção dos documentos relevantes*. A terceira fase é chamada de *Análise* e possui *Categorização dos documentos* e *Extração de dados* como seus passos. A última fase, *Resultado*, possui o passo *Descobertas*, onde é possível analisar toda a documentação coletada, extraindo conhecimento das informações nela contidas.

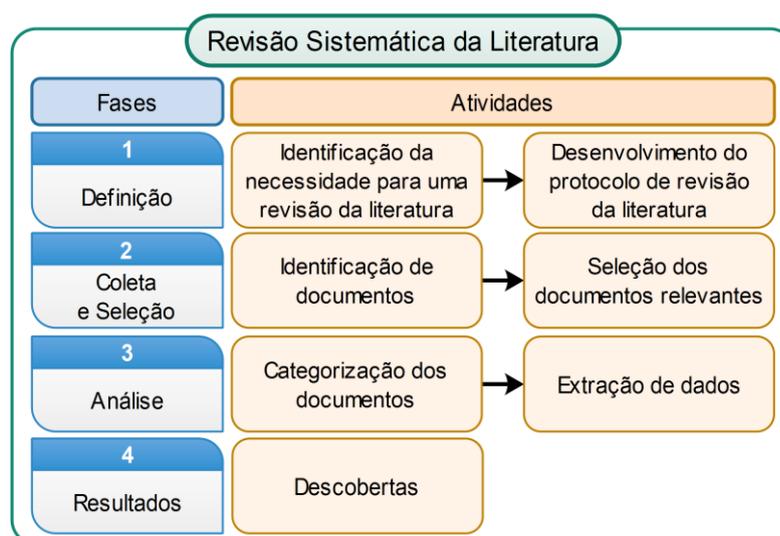


Figura 4 - Fases da revisão sistemática da literatura

Fonte: adaptado de Tranfield et al., 2003.

A necessidade de uma revisão sistemática da literatura voltada para o tema *Maintenance decision-making* está embasada no potencial suporte que esta pesquisa trará para futuros trabalhos na área, possibilitando um melhor direcionamento de acordo com a verificação das tendências e evolução das ferramentas empregadas para a solução dos problemas abordados.

Aspectos importantes serão analisados, bem como as melhores práticas para a tomada de decisão nas mais diferentes situações presentes na manutenção indus-

trial. A análise dos problemas e respectivas recomendações fornecidas pelos autores proporcionam um melhor entendimento do espaço-problema e do potencial das ferramentas empregadas para a solução destes problemas. Tal entendimento fornece uma melhor visão e maior capacidade de se realizar pesquisas e trabalhos futuros mais direcionados, proporcionando maior rentabilidade dos resultados obtida através do conhecimento prévio adquirido.

O processo de criação do protocolo de pesquisa foi baseado no tema central desta revisão sistemática da literatura: *maintenance decision-making*. Portanto, o primeiro passo foi o desenvolvimento da *string* de busca. Utilizando as três principais palavras do respectivo tema (*maintenance*, *decision* e *making*), optou-se por forçar a busca onde tais palavras possuíam ocorrências conjuntas. No entanto, ocorrências conjuntas no corpo do texto poderiam levar a um número muito grande de artigos e, conseqüentemente, a resultados além do tema pesquisado, considerando uma maior probabilidade destas palavras-chave estarem presentes simultaneamente no decorrer do texto. A forte relevância deste comportamento fez com que fosse restringida a ocorrência conjunta destas palavras-chave apenas para o título, resumo e palavras-chave dos documentos. Tal restrição, embora tenha diminuído consideravelmente o número de trabalhos encontrados, garantiu uma maior probabilidade da *string* de busca retornar artigos referentes ao tema de pesquisa.

Operadores *booleanos* foram utilizados para realizar a união lógica entre as três palavras-chave, considerando que as principais bases de dados permitem o emprego destes operadores em seus campos de busca. O operador *booleano AND* permitiu a criação da *string* de busca, definida, então, da seguinte forma: "*maintenance*" AND "*decision*" AND "*making*". A restrição imposta anteriormente, onde a ocorrência das palavras utilizadas na busca deveria estar presente apenas nos títulos, resumos e palavras-chave (*keywords*) dos artigos obrigou a utilização do operador *booleano OR* entre estes campos, resultando na seguinte *string*: Title: ("*maintenance*" AND "*decision*" AND "*making*") OR Abstract: ("*maintenance*" AND "*decision*" AND "*making*") OR Keywords: ("*maintenance*" AND "*decision*" AND "*making*"). No entanto, esta restrição não garantiu um retorno apenas de artigos voltados ao tema de pesquisa, obrigando a

criação de um critério de exclusão. Tal critério exigiu uma leitura prévia dos títulos e resumos dos artigos encontrados, excluindo qualquer trabalho que não abordasse o tema *maintenance decision-making* dentro do contexto industrial.

A língua inglesa foi a escolhida para o retorno dos artigos procurados, visto que a mesma detém o maior número de publicações e, conseqüentemente, maior probabilidade de trabalhos relevantes.

Por último, a janela de tempo definida para a busca foi de aproximadamente onze anos (janeiro de 2006 até outubro de 2015), a qual julgou-se adequada para o levantamento dos trabalhos na área e percepção das tendências.

O protocolo de pesquisa é mostrado na Tabela 1, onde os critérios e requisitos foram definidos para retornar os resultados do tema estudado.

Tabela 1 - Protocolo de pesquisa

Palavras-chave	maintenance; decision; making
Operadores Booleanos	AND entre palavras-chave; OR entre campos de busca das bases de dados
Campos de busca	Title; Abstract; Keywords
Critérios de exclusão	Artigos que utilizam os termos <i>maintenance</i> e <i>decision-making</i> fora do contexto industrial; Artigos que utilizam o termo <i>maintenance</i> mas não o abordam no texto
Idioma	Inglês
Tipo de publicação	Artigo
Janela temporal	De 2006 até 2015

Fonte: o autor, 2017.

Nesta etapa foi empregado o protocolo de pesquisa definido anteriormente, aplicando a segunda fase da metodologia proposta por Tranfield, Denyer e Smart (2003). Para a coleta dos artigos publicados, quatro bases de dados *on-line* foram utilizadas: *Web of Science*; *Emerald Insight*; *Science Direct* e *Scopus*. A Tabela 2 mostra tais bases de dados e seus respectivos endereços eletrônicos (*website*).

Tabela 2 - Endereços eletrônicos das bases de dados

Base de Dados	Website
Web of Science	www.webofknowledge.com/
Emerald Insight	www.emeraldinsight.com/
Science Direct	www.sciencedirect.com/
Scopus	www.scopus.com/

Fonte: o autor, 2017.

Embora exista uma notável semelhança entre os mecanismos de busca das

bases de dados utilizadas, sutis diferenças tornaram necessárias algumas modificações na *string* de busca para que a mesma pudesse se adequar a tais mecanismos. A Tabela 3 mostra a *string* final de busca utilizada em cada uma das bases de dados. Ainda observando esta tabela, percebe-se que a *string* aplicada na base de dados *Scopus* é notavelmente maior que as demais *strings*. Isto se deve ao fato da base de dados *Scopus* retornar um número demasiado grande de artigos contendo as palavras-chave, embora a grande maioria não seja direcionada ao tema de pesquisa. Uma nova abordagem para a *string* utilizada nesta base de dados foi elaborada, direcionando a busca apenas para as publicações (*Journals*) mais relevantes ao tema.

Tabela 3 - Modificação da *string* de busca nas bases de dados

Base de dados	<i>String</i> de busca
Web of Science	Title: (“maintenance” AND “decision” AND “making”) Refined by: Language: (ENGLISH) AND Research Area: (ENGINEERING) AND Document Type: (ARTICLE) Overtime: 2006 to 2015.
Emerald Insight	Content Item Title(“maintenance” AND “decision” AND “making”) OR Abstract(“maintenance” AND “decision” AND “making”) OR Keywords(“maintenance” AND “decision” AND “making”)
Science Direct	TITLE(“maintenance” AND “decision” AND “making”) OR ABSTRACT(“maintenance” AND “decision” AND “making”) OR KEYWORDS(“maintenance” AND “decision” AND “making”) AND LIMIT-TO(topics, “maintenance, decision”)
Scopus	TITLE (“maintenance” AND “decision” AND “making”) OR ABS (“maintenance” AND “decision” AND “making”) OR KEY (“maintenance” AND “decision” AND “making”) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE, “English”)) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA, “ENGI”)) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, “ar”)) AND (LIMIT-TO (SRCTYPE, “j”)) AND (LIMIT-TO (EXACTKEYWORD, “Decision making”) OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD, “Maintenance”))

Fonte: o autor, 2017

Após submeter a *string* de busca nas bases de dados, obteve-se um retorno de 864 artigos conforme mostrados na Tabela 4. A base *Scopus* retornou 668 artigos relacionados ao tema, *Science Direct* retornou 90 artigos, *Web of Science* retornou 56 artigos e a base *Emerald Insight* forneceu o retorno de 50 artigos.

Tabela 4 - Número de artigos por base de dados de acordo com a *string* de busca elaborada

Base de dados	Artigos
Scopus	668
Science Direct	90
Web of Science	56
Emerald Insight	50
Total	864

Fonte: o autor, 2017.

Uma breve visualização de todos os documentos encontrados foi realizada na etapa seguinte. Desta forma, tornou-se possível a garantia de que todos os trabalhos retornados pelas *strings* de busca fossem inerentes, mesmo que não potencialmente, ao tema central do presente trabalho de pesquisa. Toda a documentação retornada foi, então, organizada e arquivada para posterior análise individual.

O próximo passo consiste na leitura dos títulos e resumos dos artigos encontrados com a *string* de busca. Esta etapa possibilitou a identificação e posterior descarte dos artigos que se enquadraram no critério de exclusão definido no protocolo de pesquisa. Artigos duplicados também foram excluídos, de acordo com a seguinte ordem de preferência para as bases de dados: Scopus; Science Direct; Web of Science; e Emerald Insight.

Um total de 154 artigos foi selecionado. Tais artigos foram analisados e discutidos subsequentemente de acordo com o perfil das metodologias e recomendações propostas pelos respectivos autores. A Tabela 5 mostra o resultado final dos artigos selecionados após a leitura dos títulos e resumos, de acordo com as bases de dados de origem.

Tabela 5 - Número de artigos por base de dados após leitura dos respectivos títulos e resumos

Base de dados	Artigos
Scopus	97
Science Direct	32
Web of Science	17
Emerald Insight	8
Total	154

Fonte: o autor, 2017.

Na fase de análise, os artigos selecionados foram agrupados por categorias, de acordo com as publicações (Tabela 6) e organizados por ano de publicação (Tabela 7), possibilitando visualizar a evolução do número de trabalhos e tendências das pesquisas na área estudada. Periódicos como *Reliability Engineering and System Safety*, *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, *International Journal of Production Economics* e *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* detêm, juntos, mais de 50% das publicações na área das tomadas de decisão na manutenção industrial. Além disso, mais de 50% dos trabalhos publicados na última década se concentram nos

três últimos anos. Esta última informação enfatiza o ganho de importância e atenção que a manutenção industrial vem recebendo para que se estabeleçam os suportes necessários para contínuas melhorias do processo produtivo e, conseqüentemente, de toda a organização.

Tabela 6 - Artigos da revisão sistemática organizados por publicação (*journals*)

Título da publicação (<i>Journal</i>)	Artigos
Reliability Engineering and System Safety	41
Journal of Quality in Maintenance Engineering	17
International Journal of Production Economics	12
International Journal of Advanced Manufacturing Technology	10
Quality and Reliability Engineering International	9
Journal of Intelligent Manufacturing	7
Expert Systems with Applications	7
International Journal of System Assurance Engineering and Management	7
The International Journal of Advanced Manufacturing Technology	7
IEEE Transactions on Reliability	6
Procedia CIRP	5
Computers in Industry	4
Journal of Loss Prevention in the Process Industries	4
Journal of Manufacturing Systems	4
Outros (<i>menos de 4 artigos por publicação</i>)	14

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 7 - Artigos da revisão sistemática organizados por ano de publicação

Ano de publicação	Artigos
2006	3
2007	8
2008	3
2009	9
2010	22
2011	11
2012	20
2013	28
2014	18
2015	32

Fonte: o autor, 2017.

A Figura 5 apresenta a distribuição do uso das políticas de manutenção no setor industrial de acordo com a literatura analisada. As políticas mais estudadas e que demonstram maior evolução dentro deste contexto estão voltadas para a manutenção preventiva, manutenção baseada nas condições e manutenção centrada na confiabilidade, onde o monitoramento constante das condições do equipamento é necessário para diagnósticos cada vez mais confiáveis. A evolução das tecnologias de sensoriamento, por exemplo, possibilita a aplicação de metodologias e ferramentas

capazes de realizar tal monitoramento. Neste âmbito, apresentam-se tendências pela busca de maior confiabilidade no maquinário envolvido no processo produtivo. Outra informação importante remete ao número pouco expressivo de trabalhos nos últimos dez anos que abordam a manutenção corretiva. Este fato corrobora com a afirmação de vários autores na literatura sobre o crescente desuso deste tipo de política.

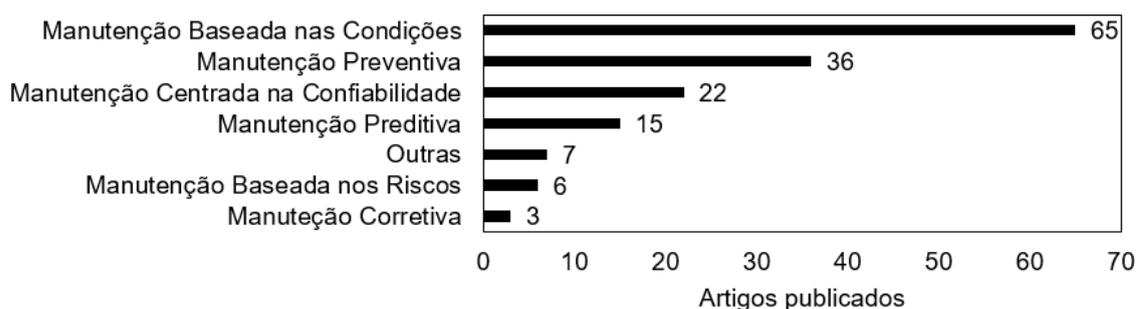


Figura 5 - Distribuição das políticas de manutenção na literatura pesquisada

Fonte: o autor, 2017.

A leitura completa dos artigos possibilitou a identificação dos principais domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: gestão da manutenção; planejamento da manutenção; seleção das políticas de manutenção; análise de eficiência da manutenção; gestão do ciclo de vida; análise de monitoramento do processo; prognóstico de integridade do maquinário; análise de confiabilidade; degradação do sistema e componentes; manutenção terceirizada; otimização conjunta; integração de sistemas multi-nível; otimização de sistemas multi-estados; análise de riscos e consequências; estimativa de custos de manutenção e inspeção e intervalos de manutenção.

Estas informações são baseadas no direcionamento dos trabalhos e respectivos resultados, discussões e conclusões, assim como na presença destes domínios como palavras-chave dos documentos. A Tabela 8 apresenta os artigos relacionados com os principais domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial de acordo com a literatura. As metodologias, ferramentas e modelos propostos possuem consideráveis variações. Portanto, as informações desta tabela são utilizadas como suporte para análises e discussões individuais dos artigos na seção 2.1.2 do presente trabalho.

Tabela 8 - Principais domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial e respectivos trabalhos relacionados

Domínio	Qtde	Artigos/Autores relacionados
Gestão da manutenção	16	(MARTÓN; SÁNCHEZ; MARTORELL, 2015), (BARBERÁ et al., 2014), (DIENST; ANSARI; FATHI, 2014), (KAMSU-FOGUEM; NOYES, 2013), (MARTÍNEZ et al., 2013), (ESPÍNDOLA et al., 2013), (PAI; RANE, 2013), (CAMPOS; MÁRQUEZ, 2011), (VERMA; SRIVIDYA; RAMESH, 2011), (GHAYEBLOO; SHAHANAGHI, 2010), (YOU et al., 2010), (LU; SY, 2009), (KHANLARI; MOHAMMADI; SOHRABI, 2008), (CERRADA et al., 2007), (BOUSDEKIS et al., 2015), () (ZHANG; ZENG, 2015)
Planejamento da manutenção	15	(GOPALAKRISHNAN et al., 2015), (WAN et al., 2015), (TERKAJ; TOLIO; URGO, 2015), (JONGE; DIJKSTRA; ROMEIJNDERS, 2015), (MENDES; RIBEIRO, 2014), (AL-NAJJAR; JACOBSSON, 2013), (DUARTE; CUNHA; CRAVEIRO, 2013), (GUO; JIN; HU, 2013), (XU et al., 2013), (CARNERO, 2006), (LI; GAO, 2010), (MARTORELL et al., 2010), (SU; TSAI, 2010), (CAVALCANTE; ALMEIDA, 2007), (MULLER; SUHNER; IUNG, 2007)
Seleção das políticas de manutenção	21	(JAMSHIDI; ESFAHANI, 2015), (SHEIKHALISHAHI; EBRAHIMIPOUR; FARAHANI, 2014), (DING; KAMARUDDIN; AZID, 2014), (CAVALCANTE; LOPES, 2014), (GUPTA et al., 2013), (MARIAPPAN et al., 2013), (KAPLINSKI, 2013), (ZHANG et al., 2013), (MAAROUI; CHELBI; REZG, 2013), (IUNG et al., 2012), (KUMAR; MAITI, 2012), (PANDEY; ZUO; MOGHADDASS, 2012), (DEHAYEM NODEM; KENNÉ; GHARBI, 2011), (SAASSOUH; DIEULLE; GRALL, 2007), (WANG; CHU; WU, 2007), (ARUNRAJ; MAITI, 2010), (CARAZAS; SOUZA, 2010), (VAHDANI et al., 2010), (WU et al., 2010), (ZHAO et al., 2010), (ILANGKUMARAN; KUMANAN, 2009)
Análise de eficiência da manutenção	23	(RATNAYAKE; MARKESET, 2010), (BAGLEE; JANTUNEN, 2014), (MOSADDAR; SHOJAIE, 2013), (BARALDI et al., 2013), (PRAJAPATI; GANESAN, 2013), (BRIŠ; BYCZANSKI, 2013), (ZITROU; BEDFORD; DANESHKHAH, 2013), (BRAGLIA et al., 2006), (MARAIS, 2013), (LIU; HUANG; ZHANG, 2012), (NI; JIN, 2012), (ORTH; YACOUT; ADJENGUE, 2012), (RAHADIYAN WIJAYA; LUNDBERG; KUMAR, 2012), (VLIEGEN; KLEINGELD; Van Houtum, 2010), (SANCHEZ et al., 2009), (SHYJITH; KUMANAN; ILANGKUMARAN, 2008), (ASSAF et al., 2015), (MEDINA-OLIVA; WEBER; IUNG, 2015), (MEDINA-OLIVA; WEBER; IUNG, 2013), (CARNERO, 2014), (TAN et al., 2011), (KANS; INGVALD, 2008), (PARIDA, 2007)
Gestão do ciclo de vida	3	(GALAR et al., 2015), (TIDDENS; BRAAKSMA; TINGA, 2015), (YATSENKO; HRITONENKO, 2011)
Análise de monitoramento do processo	3	(ELHDAD; CHILAMKURTI; TORABI, 2013), (PONCHET; FOULADIRAD; GRALL, 2010), (OLSSON; FUNK, 2009)
Prognóstico de integridade do maquinário	11	(XIA et al., 2013), (BENNANE; YACOUT, 2012), (ELIAS; ABDELAZIZ, 2012), (JIANG; KIM; MAKIS, 2012), (KIM et al., 2012), (ZHOU et al., 2012), (WIDODO; YANG, 2011), (CAESARENDRA; NIU; YANG, 2010), (MIAO; WANG; PECHT, 2010), (PENG; DONG; ZUO, 2010), (CHO, 2009)
Análise de confiabilidade	5	(LIN; PULIDO; ASPLUND, 2015), (TIAN; LIN; WU, 2012), (SUN; MA; MATHEW, 2007), (ZHU et al., 2011), (ISLAM; KHAN, 2010)
Degradação do sistema e componentes	5	(TANG et al., 2015b), (TANG et al., 2015a), (MOGHADDASS; ZUO, 2014), (HONG et al., 2014), (SONG; COIT; FENG, 2014)
Manutenção terceirizada	2	(MURTHY; KARIM; AHMADI, 2015), (KAZEMI ZANJANI; NOURELFATH, 2014)
Otimização conjunta	12	(KOUEDOU et al., 2015), (GAN et al., 2015), (JAFARI; MAKIS, 2015), (JIANG; CHEN; ZHOU, 2015), (LEE; NI, 2013), (PORTIOLI-STAUDACHER; TANTARDINI, 2012), (DEHAYEM NODEM; KENNÉ; GHARBI, 2011), (WANG, 2011) (ZHOU et al., 2007), (GULLEDGE; HIROSHIGE; IYER, 2010), (NJIKE; PELLERIN; KENNE, 2009), (RAUSCH; LIAO, 2010)
Integração de sistemas multinível	6	(NGUYEN; DO; GRALL, 2015), (HUYNH; BARROS; BERENQUER, 2015), (DO et al., 2015), (VAN HORENBEEK; PINTELON, 2013), (ROUX et al., 2013), (MEHTA; WERNER; MEARS, 2015)
Otimização de sistemas multi-estados	3	(SHEU et al., 2015), (LE; TAN, 2013), (ZHOU et al., 2013)
Análise de riscos e consequências	4	(ALENCAR; ALMEIDA, 2015), (VAURIO, 2011), (NORDGÅRD; SAND, 2010), (SHARMA; SHARMA, 2010)
Estimativa de custos de manutenção	8	(HAROON, 2015), (WU; NIKNAM; KOBZA, 2015), (FACCIO et al., 2014), (SINKKONEN et al., 2013), (CHENG; PANDEY; Van Der Weide, 2012), (DANDOTIYA; LUNDBERG, 2012), (EMDE; BOYSEN, 2012), (SHARMA; SHARMA, 2012)
Inspeção e intervalos de manutenção	17	(LAM; BANJEVIC, 2015), (GAO; GE, 2015), (HADIDI; AL-TURKI; RAHIM, 2015), (WANG et al., 2015), (HAMEED; KHAN, 2014), (MENDES; COIT; RIBEIRO, 2014), (PAPAKONSTANTINO; SHINOZUKA, 2014a), (PAPAKONSTANTINO; SHINOZUKA, 2014b), (SHUM; GONG, 2006), (DE ALMEIDA, 2012), (XIA et al., 2012), (ANDRS CHRISTEN; RUGGERI; VILLA, 2011), (VATN; AVEN, 2010), (FERREIRA; ALMEIDA; CAVALCANTE, 2009), (LI; NI, 2009), (MAILLART et al., 2009), (COMPARE; ZIO, 2014)

Fonte: o autor, 2017.

2.1.2 Avaliação temática

Observando as setas direcionais, a Figura 6 mostra as relações de maior intensidade entre os domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial. Esta relação foi verificada através de uma análise de ocorrência conjunta das

palavras-chave e conteúdos dos artigos selecionados na literatura. As interações que ocorrem entre determinados domínios possibilitaram a criação de grupos (retângulos pontilhados da Figura 6) como forma de organização e, assim, facilitar a extração de informações dos documentos.

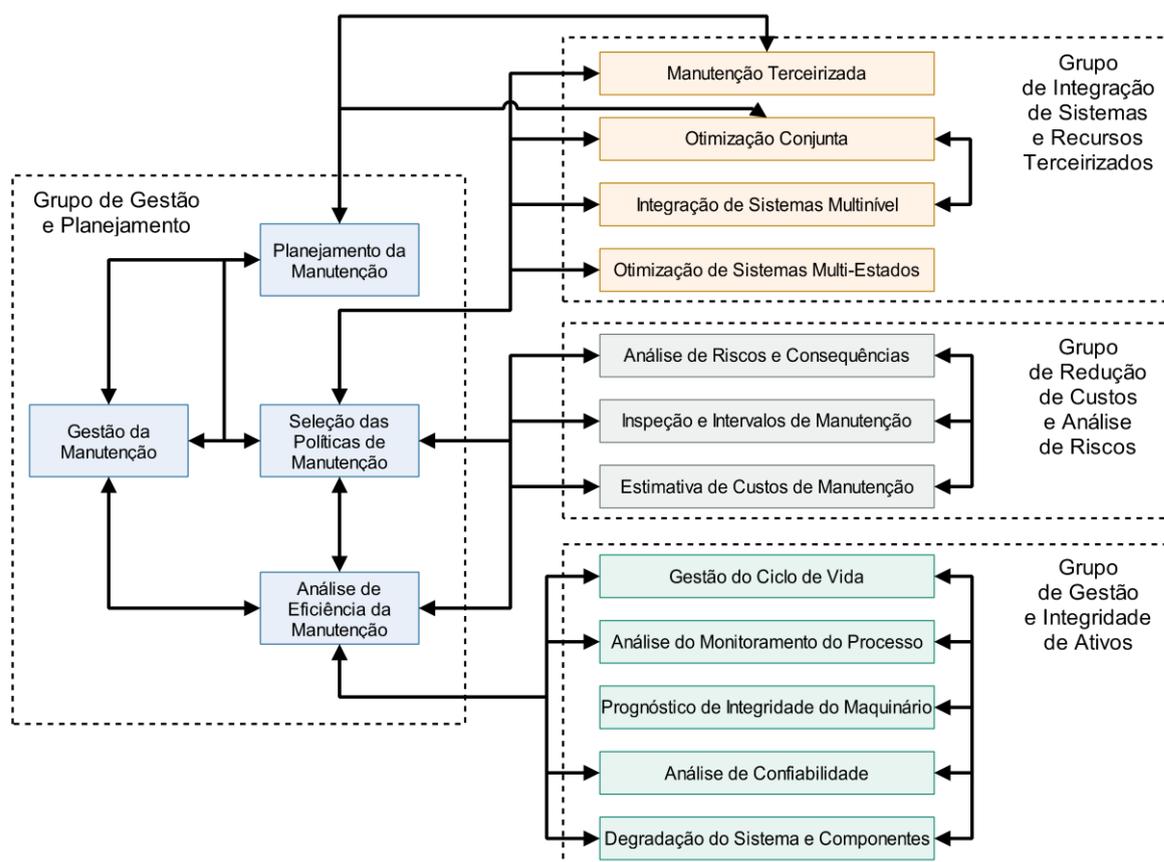


Figura 6 - Grupos identificados na literatura para os domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial

Fonte: o autor, 2017.

Artigos com propostas distintas para cada domínio de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial foram submetidos a uma avaliação individual como suporte na identificação das tendências na área e discussões gerais dos métodos propostos e ferramentas empregadas pelos autores das obras verificadas.

2.1.2.1 Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial:

Grupo de gestão e planejamento

O primeiro grupo de domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial inclui: gestão da manutenção; planejamento da manutenção; seleção

das políticas de manutenção; e análise de eficiência da manutenção. Os artigos relacionados e respectivos métodos, parâmetros de entrada e saída e melhorias são mostrados na Tabela 9.

Tabela 9 - Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de gestão e planejamento

Área	Autores	Métodos	Parâmetros de Entrada/Saída	Melhorias
Gestão da Manutenção	(MARTÓN; SÁNCHEZ; MARTORELL, 2015)	Modelagem APSA (<i>Ageing Probabilistic Safety Assessment</i>).	Fatores de degradação; efetividade da manutenção; testes de eficiência etc.	Suporte às decisões baseadas em risco e na efetividade dos programas de gestão da manutenção; Obtenção de requisitos de especificações técnicas.
	(VERMA; SRIVIDYA; RAMESH, 2011)	<i>Fuzzy Inference System</i> (FIS) em um <i>framework</i> de otimização multi-objetivo utilizando algoritmos genéticos.	Taxa de falhas; taxa de reparos preventivos; taxa de reparos corretivos; custos de detecção de falhas, prognósticos, logística etc.	Diversas opções para o tomador de decisão na manutenção; sistema apropriado de monitoramento das condições.
	(BOUSDEKIS et al., 2015)	<i>Framework</i> para análise de dados e monitoramento.	Monitoramento das condições do maquinário através de sensores em tempo real.	Ações de suporte proativas e recomendações <i>online</i> para manutenção baseada nas condições.
Planejamento da Manutenção	(WAN et al., 2015)	<i>Collaborative Maintenance Planning System</i> (CoMPS).	Informações gerais do processo de manutenção.	Informações e conhecimento de suporte às tomadas de decisão no processo de planejamento da manutenção.
	(MULLER; SUHNER; IUNG, 2007)	Processo de prognósticos; metodologias baseadas em eventos e probabilidades.	Indicadores de desempenho; custos de manutenção; taxas de degradação do sistema.	Extensão dos processos de prognóstico; integração dos impactos das alternativas de manutenção para desenvolvimento de ferramentas de tomadas de decisão na manutenção.
	(TERKAJ; TOLIO; URGO, 2015)	Fábrica virtual baseada em ontologias.	Dados gerais para modelagem da fábrica virtual.	Disponibilidade de simulação <i>in situ</i> durante a fase de operação de uma fábrica; simulações integradas de chão-de-fábrica permitem avaliar o impacto futuro das decisões tomadas no planejamento da manutenção e produção.
Seleção das Políticas de Manutenção	(JAMSHIDI; ESFAHANI, 2015)	Modelo matemático bi-objetivo; modelo <i>non-deterministic polynomial-time hard</i> (NP-hard); algoritmo genético <i>non-dominated sorting II</i> (NSGAI).	Custos das falhas, reposições, reparos e paradas do sistema; taxa de falhas; tempo de operação; duração do ciclo de trabalho; confiabilidade dos componentes.	Minimizar custos e maximizar a confiabilidade de sistemas complexos com componentes em espera.
	(DING; KAMARUDDIN; AZID, 2014)	Modelo de seleção de políticas de manutenção (MPS); modos de falha e análise de causa-efeito; método de tomada de decisão multi-critério.	Frequência de falhas no equipamento.	Identificar uma política de manutenção otimizada capaz de minimizar as falhas no sistema.
Análise de Eficiência da Manutenção	(ASSAF et al., 2015)	Eficiência relativa das unidades de manutenção; <i>Efficiency Measurement System</i> (EMS); abordagens DEA (<i>Data Envelopment Analysis</i>).	Tempo médio entre falhas; disponibilidade do equipamento; taxa de manutenção preventiva; custo de manutenção emergencial; estimativa de utilização de recursos/hora; taxa de horas extras etc.	Identificação de baixa e alta performances das unidades de manutenção; utilização otimizada de recursos.
	(MEDINA-OLIVA; WEBER; IUNG, 2013)	Metodologia computacional de indicadores-chave de desempenho (KPI); modelo probabilístico relacional (PRM).	Indicadores de desempenho.	Verificar se os objetivos dos sistemas de produção e manutenção foram alcançados; conhecimento qualitativo e quantitativo.
	(MEDINA-OLIVA; WEBER; IUNG, 2015)	Modelo probabilístico relacional (PRM).	Indicadores de desempenho (custos globais, qualidade de produtos/serviços, segurança etc.).	Formalização dos conceitos dos sistemas de produção e manutenção, baseados nas estratégias de manutenção aplicadas.
	(IUNG et al., 2012)	Modelo probabilístico relacional (PRM).	Indicadores de desempenho.	Representação facilitada do conhecimento do sistema de produção; avaliação das estratégias de manutenção.

Fonte: o autor, 2017.

Gestão da Manutenção

Martón, Sánchez e Martorell (2015) propõem uma nova abordagem da modelagem APSA (*Ageing Probabilistic Safety Assessment*), centrada na incorporação da eficácia da manutenção e eficiência dos testes de vigilância ao modelo, além da comumente utilizada deterioração do equipamento.

Verma, Srividya e Ramesh (2011) apresentam um modelo de otimização multi-objetivo utilizando um sistema FIS (*Fuzzy Inference System*). Utilizando algoritmos genéticos, os autores incorporaram probabilidades quantificadas de falhas no equipamento em um *framework* de otimização para manutenção preventiva baseada nas condições.

Bousdekis et al. (2015) realizam uma revisão da literatura na área de tomada de decisão na manutenção baseada nas condições (CBM). Propõe um *framework* para recomendações de tomada de decisão proativa *on-line*, considerando dados de sensores em tempo real.

Planejamento da Manutenção

Wan et al. (2015) apresentam um sistema de planejamento de manutenção colaborativo (CoMPS) capaz de ampliar a quantidade de informação e conhecimento relativos aos sistema, para auxiliar nas tomadas de decisão referentes ao planejamento dos processos de manutenção. A ideia principal do método é reforçar a colaboratividade entre as partes (*stakeholders*) que integram o grupo de manutenção do maquinário (fabricantes, operadores, fornecedores de máquinas e fornecedores de serviços).

Muller, Suhner e lung (2007) apresentam uma extensão de processo de prognóstico, integrando os impactos relacionados com as alternativas de manutenção a este processo. Considerando e combinando informações sobre a degradação e restauração do sistema, a proposta auxilia no desenvolvimento de ferramentas para tomada de decisão na manutenção.

Terkaj, Tolio e Urgo (2015) propõem a modelagem de um sistema simulado de manufatura que pode ser utilizado e continuamente sincronizado com a planta real

após sua implementação. Esta continuidade possibilita a simulação *in situ* durante a fase de operação, o que usualmente não acontece.

Seleção das Políticas de Manutenção

Jamshidi e Esfahani (2015) apresentam um modelo matemático utilizando algoritmos genéticos, que integra custos, tempo de operação, duração do ciclo de trabalho, taxas de falhas, para diminuir custos de manutenção e aumentar a confiabilidade dos componentes. O modelo é capaz de otimizar as tomadas de decisão relativas aos reparos preventivos e agendamento das substituições de componentes do sistema.

Ding, Kamaruddin e Azid (2014) exploram a utilização de um modelo para seleção de políticas de manutenção através de método de tomada de decisão multicritério com base em análises de causa e efeito. Este modelo proporciona uma melhor escolha da política de manutenção que possa diminuir a frequência de falhas no sistema.

Análise de Eficiência da Manutenção

Assaf et al. (2015) comentam a importância da manutenção sem interrupções no sistema. Os autores utilizam indicadores de desempenho que, segundo eles, nunca foram inseridos juntos em um modelo, para medir a eficiência da manutenção e prover tomadas de decisão otimizadas.

Medina-Oliva, Weber e lung (2013) propõem um modelo no qual é possível avaliar o impacto sobre a manutenção através da análise de indicadores de desempenho. Conhecimento tanto qualitativo quanto quantitativo permite a criação de regras semânticas capazes de garantir a coerência e robustez no desenvolvimento de um modelo de estratégias de manutenção. Medina-Oliva, Weber e lung (2015) avaliam a influência das estratégias de manutenção sobre a eficiência geral de um sistema produtivo, de acordo com padrões de disponibilidade propostos aplicados ao PRM. lung et al. (2012), discutem o mesmo problema em seu estudo, em parceria com Medina-Oliva e demais autores.

2.1.2.2 Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de integração de sistemas e recursos terceirizados

O segundo grupo de domínios de aplicação das tomadas de decisão inclui: manutenção terceirizada; otimização conjunta; integração de sistemas multinível; e otimização de sistemas multi-estados. Os artigos relacionados e respectivos métodos, parâmetros de entrada e saída e melhorias são mostrados na Tabela 10.

Tabela 10 - Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de integração de sistemas e recursos terceirizados

Área	Autores	Métodos	Parâmetros de Entrada/Saída	Melhorias
Manutenção Terceirizada	(MURTHY; KARIM; AHMADI, 2015)	Framework para gestão de dados.	Dados e informações gerais de manutenção.	Prover melhores tomadas de decisão; conhecimento, compreensão e validação de novos modelos.
	(KAZEMI ZANJANI; NOURELFATH, 2014)	Modelos de programação matemática; modelo estocástico.	Recursos disponíveis; prazo de entrega de aquisições; custos de inventário; demanda de equipamentos etc.	Minimizar custos de entregas atrasadas de aquisições, inventário e equipamentos.
Otimização Conjunta	(KOUDEU et al., 2015)	Modelo de tomadas de decisão de dois níveis.	Tempo médio para falha; número de reparos imperfeitos; taxa de produção; taxa de manutenção correctiva/preventiva; custos totais; taxa de descontos; taxas de demanda; custos de inventário etc.	Políticas otimizadas de planejamento da produção e manutenção; minimizar os custos totais de manutenção preventiva e corretiva, fixar custos de inventário e de atrasos.
	(JAFARI; MAKIS, 2015)	Modelo de riscos proporcionais (PH); processo Markoviano de tempo contínuo.	Custos de manutenção preventiva/corretiva, <i>set-up</i> , falhas, inspeções, inventário e de perdas de na produção; tamanho do lote produzido; taxa de produção; taxa de demanda; duração dos intervalos de inspeção; taxa de riscos etc.	Minimizar o custo médio a longo prazo por unidade de tempo; determinar o tamanho ótimo do lote produzido e políticas de manutenção.
	(GAN et al., 2015)	Modelo de custos; análise matemática; métodos utilizando algoritmos genéticos.	Idade do maquinário; hora de chegada das peças de reposição encomendadas; tempo inicial de acúmulos no <i>buffer</i> ; tamanho do <i>buffer</i> ; tempo de falha; duração da manutenção; custos de manutenção etc.	Minimizar custos de longo prazo do processo produtivo.
Integração de Sistemas Multinível	(NGUYEN; GRALL, 2015)	DO; Novas políticas de manutenção preditiva; modelo de custos; processo de tomada de decisão de dois níveis.	Número de componentes do sistema; condições do sistema e dos componentes; limiar fixo de falhas; custos de inspeção; custos de <i>set-up</i> ; custos de parada programadas e não programadas; confiabilidade do sistema e componentes etc.	Indicar se são necessárias ações de manutenção preventiva em relação à confiabilidade do sistema; identificar um grupo de vários componentes que necessitam de manutenção preventiva; variáveis otimizadas de decisão para a manutenção.
	(HUYNH; BARROS; BERENQUER, 2015)	Modelo multicritério para tomadas de decisão; estrutura <i>k-out-of-n</i> ; modelo de degradação e falhas.	Processo de degradação de componentes; ciclo de vida útil; tempo de falha dos componentes; evolução da degradação do sistema; tempo de falha do sistema; custos de inspeção; custos de <i>set-up</i> ; custos acumulados de manutenção; número de inspeções etc.	Evitar de forma mais eficaz as intervenções não necessárias; fornecer estratégias de manutenção preditiva mais flexíveis e rentáveis para sistemas de componentes múltiplos.
Otimização de Sistemas Multi-estados	(SHEU et al., 2015)	Políticas otimizadas de manutenção preventiva; processo Markoviano de tempo contínuo não homogêneo com espaço de estados finito; abordagens recursivas.	Taxa de desempenho; taxa de custo médio; custos de reparo; Intervalos de manutenção preventiva; medições de confiabilidade etc.	Agendamento otimizado dos intervalos de manutenção preventiva; minimização da taxa de custo médio; melhorias gerais na eficiência do sistema de manutenção.
	(LE; TAN, 2013)	Processo Markoviano; inspeções e monitoramento contínuo.	Condições do sistema; custos de manutenção; intervalo das inspeções etc.	Reduzir inspeções desnecessárias; aumentar a confiabilidade do sistema; minimizar taxas de custo médio em longo prazo.

Fonte: o autor, 2017.

Manutenção Terceirizada

Murthy, Karim e Ahmadi (2015) expõem a necessidade de padronizar, através de um *framework*, o armazenamento dos dados de manutenção quando da utilização de equipes terceirizadas. Os autores afirmam que, na maioria dos casos, os dados coletados são referentes apenas aos custos de manutenção, e que a omissão das demais informações não permite a construção e validação de novos modelos capazes de otimizar a gestão.

Kazemi Zanjani e Nourelfath (2014) consideram problemas de logística na terceirização de reparos, com a aplicação de um modelo que busca avaliar e comparar o tempo de manutenção dos equipamentos com a demanda por peças de reposição para diminuir custos por atraso na entrega.

Otimização Conjunta

Kouedeu et al. (2015) unificam, num modelo hierárquico, parâmetros de produção e manutenção; avaliando taxas, custos e tempo médio para falha (MTTF), proporciona um melhor planejamento da produção/manutenção, diminuindo, também, custos relativos aos dois universos. Jafari e Makis (2015) apresentam um modelo de riscos proporcionais através de um processo de decisão semi-markoviano, no qual os principais parâmetros de entrada são os custos relativos da produção e da manutenção, além de informações sobre demanda e tempo de produção auxiliando, além das políticas de manutenção, na gestão do processo produtivo. A junção destes dois universos permite assegurar tomadas de decisão em relação ao melhor momento para intervenção da manutenção corretiva ao final de cada ciclo produtivo.

Gan et al. (2015) apresentam um modelo de custos que unifica manutenção, *buffer inventory* e *spare parts inventory*. Segundo os autores, tal abordagem é inédita e contribui para redução de custos de todo o sistema de produção, embora precise ainda de estudos de caso para validação.

Integração de Sistemas Multinível

Nguyen, Do e Grall (2015) apresentam uma nova política de manutenção preditiva com múltiplos objetivos em dois níveis. O primeiro nível está relacionado ao sistema e busca otimizar as intervenções de manutenção. O segundo nível é direcionado aos componentes, onde o objetivo principal é otimizar a seleção de um grupo de componentes que receberão manutenção preventiva de acordo com o modelo de custo envolvido. Huynh, Barros e Berenguer (2015) apresentam um modelo matemático de custos utilizando a estrutura *k-out-of-n*. Tal modelo é capaz de retornar prognósticos das condições do sistema otimizando a eficácia das operações de manutenção para sistemas multicomponentes.

Otimização de Sistemas Multi-estados

Sheu et al. (2015) realizam um estudo focado na manutenção preventiva (PM) e políticas de reparos sob um processo de degradação Markoviano. Utilizando métodos recursivos permite determinar a junção entre os intervalos de manutenção preventiva e tipos de reparos. Desenvolvem, também, uma função *custo* para os tipos de reparos, além de permitir a captura de melhores detalhes referentes ao processo de degradação do sistema.

Le e Tan (2013) apresentam um modelo de inspeções com monitoramento contínuo para reduzir o número de inspeções de sistemas multi-estados, considerando situações de manutenção imperfeita.

2.1.2.3 Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de análises e estimativas

O terceiro grupo de domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial inclui: análise de riscos e consequências; inspeção e intervalos de manutenção; e estimativa de custos de manutenção. Os artigos relacionados e seus respectivos métodos, parâmetros de entrada e saída e melhorias são mostrados na Tabela 11.

Tabela 11 - Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de análises e estimativas

Área	Autores	Métodos	Parâmetros de Entrada/Saída	Melhorias
Análise de Riscos e Consequências	(ALENCAR; ALMEIDA, 2015)	Modelo de tomada de decisão multi-critério MAUT (<i>Multi-attribute Utility Theory</i>) incorporado à manutenção centrada na confiabilidade RCM (<i>Reliability Centered Maintenance</i>).	Dados de recursos de mão-de-obra, dados gerais do ambiente de trabalho, dados operacionais e financeiros.	Proporcionar uma melhor avaliação das consequências da falha, permitindo um planejamento de manutenção mais eficaz.
	(VAURIO, 2011)	Ranqueamento; tomadas de decisão baseadas nos riscos.	Medições e configurações dos componentes.	Generalizar e aplicar medições importantes para ranqueamento e otimização das opções para tomadas de decisão; realizar configurações em situações incertas de falhas múltiplas.
Inspeção e Intervalos de Manutenção	(LAM; BANJEVIC, 2015)	Políticas de decisão para manutenção baseada nas condições (CBM); modelo de riscos proporcionais; função de confiabilidade condicional; processo Markoviano.	Custo e tempo das inspeções; variáveis das condições do maquinário.	Decisões otimizadas para os intervalos das inspeções; política de decisão inspecionar-ou-substituir; completo monitoramento das condições.
	(GAO; GE, 2015)	Modelo de custos de manutenção periódica.	Tempo médio de degradação do sistema; intervalos de manutenção; tempos de falhas; custos por substituição de ativos; custo por reparo etc.	Minimizar custos de manutenção; intervalos de manutenção otimizados.
	(HADIDI; AL-TURKI; RAHIM, 2015)	Modelo de integração entre agendamento da produção e operações de manutenção.	Tempo da manutenção preventiva; idade do maquinário; tempo de reparo; número de falhas; custo por unidade de produção; custos de manutenção etc.	Minimizar custos de manutenção e custos de manutenção do produto.
	(WANG et al., 2015)	Modelo multi-objetivo D-S (<i>Dempster-Shafer</i>) para tomadas de decisão na manutenção baseada nas condições.	Eficácia da manutenção; requisitos técnicos; índice das condições avaliadas; número de componentes; coeficiente de falhas; idade do componente; tempo de operação; tempo de interrupção; custos de manutenção etc.	Intervalos otimizados de manutenção; agrupamento compreensível de decisões para cada tipo de manutenção.
Estimativa de Custos de Manutenção	(WU; NIKNAM; KOBZA, 2015)	Modelo de custos otimizado que considera a relação funcional entre a redução esperada da taxa de degradação e os custos de reparos preventivos; modelo de degradação.	Limiar para falhas potenciais e funcionais; intervalos do monitoramento da degradação; nível de degradação após reparo; custos de reparos preventivos; ciclo de vida esperado; custo médio de inspeções, monitoramento, e de falhas/reposições; número de manutenções preventivas etc.	Redução do custo total das manutenções baseadas na degradação sob condições imperfeitas; intervalos otimizado para o monitoramento das condições.
	(HAROUN, 2015)	Abordagens <i>Activity-based costing</i> (ABC); modelo de custos.	Custos de manutenção; dados referentes às atividades de manutenção.	Auxiliar no cálculo dos custos de qualquer atividade futura de manutenção, baseado no desempenho das atividades atuais.

Fonte: o autor, 2017.

Análise de Riscos e Consequências

Alencar e Almeida (2015) discutem as consequências relacionadas às falhas do equipamento, fornecendo no modelo proposto uma avaliação quantitativa destas consequências. Essa avaliação permite uma alocação mais apropriada dos recursos de manutenção e uso adequado das ferramentas existentes para tal função.

Vaurio (2011) discute a importância das medições para tomadas de decisão baseadas em risco. Relaciona os papéis destas medições classificando e ranqueando em grupos de atividades relativos a importância da segurança dos sistemas, estru-

turas, componentes e ações humanas e tomada de decisões sobre configurações permanentes e temporárias.

Inspeção e Intervalos de Manutenção

Lam e Banjevic (2015) propõem um modelo de riscos proporcionais para reduzir o número de inspeções e um processo Markoviano que incorpora custo e tempo das inspeções ao modelo, evitando perdas desnecessárias provenientes de inspeções regulares sem critérios sistemáticos.

Gao e Ge (2015) apresentam dois modelos de custo de manutenção periódica para sistemas em série levando em consideração as interações de falhas entre as unidades. Estes modelos possibilitam definir com maior precisão os intervalos de manutenção. Hadidi, Al-Turki e Rahim (2015) exploram, em seu modelo de custo, a possibilidade de integrar o agendamento da produção com o agendamento dos intervalos de manutenção, auxiliando na decisão entre manutenção preventiva e manutenção corretiva.

Wang et al. (2015) contribuem com a utilização do método D-S, evidenciando as principais considerações e restrições existentes durante o processo. As informações extraídas possibilitam um suporte robusto e confiável para a tomada de decisão.

Estimativa de Custos de Manutenção

Wu, Niknam e Kobza (2015) utilizam um modelo de custos associando manutenção baseada na degradação do equipamento (*degradation-based maintenance*), intervalos de monitoramento das condições, reparos preventivos imperfeitos e todos os custos relacionados. As informações de saída permitem definir com melhor eficácia os intervalos de monitoramento das condições do equipamento e, conseqüentemente, reduzir os custos de manutenção mesmo sob condições imperfeitas.

Haroun (2015) utiliza um modelo de custos baseado nas atividades. O modelo proposto utiliza informações de atividades atuais de manutenção, e respectivos custos, para estimar o custo de atividades futuras similares.

2.1.2.4 Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de gestão e integridade de ativos

O quarto grupo de domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial inclui: gestão do ciclo de vida; análise do monitoramento do processo; prognóstico de integridade do maquinário; análise de confiabilidade; e degradação do sistema e componentes. Os artigos relacionados e seus respectivos métodos, parâmetros de entrada e saída e melhorias são mostrados na Tabela 12.

Tabela 12 - Domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial: Grupo de gestão e integridade de ativos

Área	Autores	Métodos	Parâmetros de Entrada/Saída	Melhorias
Gestão do Ciclo de Vida	(GALAR et al., 2015)	Sistema de decisão para manutenção baseado num modelo híbrido.	Condições operacionais; taxa de degradação acumulada.	Conhecimento prévio dos danos e falhas que possam auxiliar na aplicação dos métodos abordados; otimização do tempo de vida de ativos.
	(TIDDENS; BRAAKSMA; TINGA, 2015)	<i>Framework</i> para implementação de técnicas de prognóstico.	Técnicas baseadas em diversos postulados.	Aplicação de técnicas corretas de prognóstico.
Análise do Monitoramento do Processo	(ELHDAD; CHILAMKURTI; TORABI, 2013)	Processo de monitoramento; <i>framework</i> que utiliza ontologias e regras de negócio.	Sinais disparados durante o processo de desligamento de segurança da planta.	Melhorar as decisões de manutenção baseadas no conhecimento adquirido através do monitoramento do processo.
	(PONCHET; FOULADIRAD; GRALL, 2010)	Monitoramento do processo através de duas políticas de manutenção baseada nas condições.	Número e tempo das inspeções; custo de manutenção do nível de degradação do sistema; taxa de custos de longo prazo etc.	Avaliar o impacto das alterações no modo de monitoramento.
	(OLSSON; FUNK, 2009)	Sistema de monitoramento baseado em agentes; abordagens <i>case-based reasoning</i> (CBR).	Sinais sonoros.	Agente de manutenção inteligente apto a realizar ações autônomas; auxiliar o processo de tomadas de decisão humanas.
Prognóstico de Integridade do Maquinário	(XIA et al., 2013)	Métodos de prognóstico; método de previsão em tempo real.	Frequência de falhas; situação da integridade do maquinário; risco de falhas; intervalo de manutenção etc.	Proporcionar previsões mais apuradas sobre a integridade do maquinário; melhorar a previsão da frequência de falhas.
	(BENNANE; YACOUT, 2012)	Análise lógica de dados (LAD); análise estatística.	Dados da integridade do maquinário.	Facilitar a análise de dados incompletos monitorados.
	(ELIAS; ABDELAZIZ, 2012)	Teoria Bayesiana; análise de vibrações; técnicas termográficas.	Nível e frequência de vibrações.	Facilitar o diagnóstico em programas de manutenção preventiva condicional.
Análise de Confiabilidade	(LIN; PULIDO; ASPLUND, 2015)	<i>Framework</i> dirigido por dados do processo; abordagens Bayesianas para degradação clássica e semi-paramétrica.	Taxas de degradação.	Ilustrar como as taxas de degradação podem ser modeladas e analisadas para determinar a confiabilidade de forma a auxiliar as estratégias de manutenção preventiva.
	(TIAN; LIN; WU, 2012)	Modelo de riscos proporcionais; abordagens de programação física; técnicas de otimização multi-objetivo.	Preferências dos decisores sobre os objetivos; custos de manutenção; objetivos relacionados a confiabilidade do sistema.	O decisor pode sistematicamente realizar boas trocas entre objetivos relacionados aos custos e objetivos relacionados a confiabilidade.
Degradação do Sistema e Componentes	(TANG et al., 2015a)	Procedimento para estimar a vida útil restante de componentes; modelo auto-regressivo com parâmetros afetados pelo tempo; <i>framework</i> para processo de tomadas de decisão semi-Markoviano.	Tempo de inspeções discretas; média da vida útil restante componentes; variáveis de degradação do sistema.	Minimizar os custos esperado de longo prazo; antecipar o planejamento da manutenção; política otimizada de manutenção preventiva.
	(TANG et al., 2015b)	Modelo auto-regressivo com coeficiente aleatório afetado pelo tempo; <i>framework</i> para processo de tomadas de decisão semi-Markoviano.	Idade do sistema; observações prévias acerca das condições do sistema; variação da degradação item-a-item.	Minimizar custos esperados de longo prazo.

Fonte: o autor, 2017.

Gestão do Ciclo de Vida

Galar et al. (2015) propõem um modelo híbrido para auxiliar a tomada de decisão na manutenção. As condições operacionais são relacionadas com o acúmulo de degradação do sistema. O método proposto combina informações provenientes da experiência da equipe responsável pela manutenção (modelo simbólico) com modelos físicos de degradação conhecidos. Tal abordagem possibilita a extração de novas informações não visíveis através de outros métodos.

Tiddens, Braaksma e Tinga (2015) investigam na literatura as técnicas de prognósticos existentes e compara as mesmas em situações reais para que uma companhia possa selecionar a melhor técnica para cada situação auxiliando na gestão do ciclo de vida de ativos.

Análise do Monitoramento do Processo

Elhdad, Chilamkurti e Torabi (2013) apresentam a implementação de um *framework* provendo, através de um processo de monitoramento de sinais, maior flexibilidade e performance no domínio da manutenção, além da execução de tarefas como criação de elementos de plantas lógicas, aplicação de regras de negócios em processos das plantas, monitoramento de atividades de manutenção e otimização da planta lógica sem envolver um sistema especialista.

Ponchet, Fouladirad e Grall (2010) utilizam duas políticas de manutenção baseada nas condições para avaliar o impacto das mudanças nos modos de monitoramento sob um ponto de vista da manutenção. Os custos de longo prazo são avaliados considerando a utilização e não-utilização de informações relativas à degradação do sistema.

Olsson e Funk (2009) apresentam em seu trabalho um sistema de monitoramento de condições que reutiliza o histórico de informações sobre as condições e comportamento do equipamento armazenadas em formato de áudio. Tal sistema é capaz de gerar um diagnóstico e, de forma autônoma, definir ações de manutenção necessárias com base na captura de sons que estejam fora dos padrões presentes no histórico, ou mesmo sons previamente conhecidos que indicam uma possível falha.

Prognóstico de Integridade do Maquinário

Xia et al. (2013) propõem um método em tempo real para uma maior precisão das previsões relativas às condições de integridade dos equipamentos. O método utiliza aproximações de equações diferenciais quando da limitação de dados disponíveis, provendo uma melhor predição das frequências de falhas envolvendo o maquinário, permitindo alterar, em tempo real, a programação de inspeções preventivas. Elias e Abdelaziz (2012) utilizam técnicas de análises das vibrações do equipamento e teoria *Bayesiana* para facilitar o diagnóstico sobre as condições do equipamento, permitindo avaliar também as tomadas de decisão sobre a manutenção preventiva.

Bennane e Yacout (2012) exploram a possibilidade de se obter o conhecimento acerca do estado do equipamento através da análise dos dados monitorados mesmo em condições onde exista insuficiência ou perda de informações, utilizando a técnica de mineração de dados conhecida como *Logical Analysis of Data* (LAD).

Análise de Confiabilidade

Lin, Pulido e Asplund (2015) utilizam métodos semi-paramétricos Bayesianos e clássicos para aprimorar a análise da degradação do sistema e, conseqüentemente, análises de confiabilidade. Tal técnica auxilia na determinação de fatores críticos que afetam a predição do desempenho.

Tian, Lin e Wu (2012) propõem um método utilizando *Physical Programming* para otimização multi-objetivo com base nas preferências do decisor para cada situação. O ajuste dos pesos para os objetivos é realizado com base nos custos de manutenção e confiabilidade do sistema calculados através de um modelo de riscos proporcionais.

Degradação do Sistema e Componentes

Tang et al. (2015a) apresentam um modelo para estimar o tempo de vida de um sistema sujeito à lenta degradação. Os autores afirmam que a eficácia do modelo só é possível com inspeções regulares e monitoramento contínuo das condições dos componentes do sistema. Num segundo estudo, Tang et al. (2015b) apresentam

uma nova política de manutenção baseada nas condições, onde o modelo proposto disponibiliza informações acerca das taxas de falhas dos equipamentos, auxiliando na redução de custos em longo prazo.

2.1.3 Tendências das tomadas de decisão na manutenção industrial

Através da análise das recomendações e considerações gerais fornecidas pelos autores da literatura selecionada, é possível perceber que o progresso das tecnologias do sistema de produção levou a um uso mais eficaz e confiável de modelos preditivos e monitoramento em tempo real, garantindo maior confiabilidade dos resultados de medição. A integração destas ferramentas, auxiliada pelo uso de equações diferenciais e algoritmos genéticos, é capaz de evoluir e otimizar modelos de maneira autônoma.

Os processos de monitoramento em tempo real contribuem para um maior uso de políticas de manutenção preventiva e baseada nas condições (*Condition-based Maintenance*), bem como para alavancar, nas últimas décadas, a evolução de métodos de manutenção preditiva.

Uma análise das palavras-chave contidas nos trabalhos e da maneira como as tomadas de decisão na manutenção industrial foram abordadas pelos autores possibilitou a criação de uma matriz relacional mostrada na Figura 7, de acordo com a nomenclatura apresentada na Tabela 13. Para cada artigo em um determinado domínio de aplicação das tomadas de decisão, demais domínios paralelos ou secundários foram observados. A relação entre dois domínios foi obtida dividindo o número de artigos que relacionam um domínio secundário pelo total de artigos que relacionam o domínio principal, perfazendo o percentual entre 0 (zero) e 1 (um) na matriz relacional. Não há artigos classificados para o domínio de aplicação intitulado *Sistema Produtivo*, no entanto, existem artigos de outros domínios de aplicação que mencionam ou abordam as tomadas de decisão referentes aos sistemas de produção; os respectivos percentuais são mostrados na última coluna desta mesma figura. Valores destacados em negrito com os respectivos campos preenchidos com tom de cinza indicam uma forte relação entre os domínios de aplicação. Valores destacados apenas em negrito correspondem a relações medianas entre tais domínios. Finalmente, valores não destacados

correspondem a uma fraca ou nenhuma relação entre os domínios de aplicação.

Tabela 13 - Nomenclatura aplicada na matriz relacional

Domínio de aplicação	Nomenclatura
Gestão da Manutenção	GM
Planejamento da Manutenção	PM
Seleção das Políticas de Manutenção	SPM
Análise de Eficiência da Manutenção	AEM
Gestão do Ciclo de Vida	GCV
Análise de Monitoramento do Processo	AMP
Prognóstico de Integridade do Maquinário	PIM
Análise de Confiabilidade	AC
Degradação do Sistema e Componentes	DSC
Manutenção Terceirizada	MT
Otimização Conjunta	OC
Integração de Sistemas Multi-Nível	ISM
Otimização de Sistemas Multi-Estados	OSM
Análise de Riscos e Consequências	ARC
Estimativa de Custos de Manutenção	ECM
Inspeção e Intervalos de Manutenção	IIM
Sistema Produtivo	SP

Fonte: o autor, 2017.

	GM	PM	SPM	AEM	GCV	AMP	PIM	AC	DSC	MT	OC	ISM	OSM	ARC	ECM	IIM	SP
GM	1,00	0,44	0,38	0,56	0,19	0,19	0,19	0,19	0,13	0,06	0,19	0,13	0,13	0,25	0,44	0,19	0,56
PM	0,47	1,00	0,40	0,07	-	0,07	-	0,07	0,07	0,07	0,27	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,40
SPM	0,29	0,38	1,00	0,05	0,10	-	0,05	0,05	0,05	0,05	0,33	0,38	0,29	0,33	0,24	0,24	0,19
AEM	0,26	0,04	0,09	1,00	0,22	0,22	0,26	0,17	0,17	0,04	0,09	0,09	0,04	0,26	0,26	0,35	0,09
GCV	0,67	0,33	0,33	0,67	1,00	-	0,67	-	-	-	-	-	-	-	0,33	-	0,33
AMP	0,67	-	0,33	0,67	-	1,00	-	0,33	0,67	-	0,33	-	-	-	0,33	-	0,33
PIM	0,27	0,09	-	0,36	0,18	0,18	1,00	0,09	0,18	-	0,09	-	-	-	0,18	-	0,18
AC	0,60	0,20	0,20	0,80	0,20	0,40	0,40	1,00	0,20	-	-	-	-	-	0,20	-	0,40
DSC	0,40	0,20	0,20	0,60	0,40	-	-	-	1,00	-	-	0,20	-	-	0,20	-	0,20
MT	1,00	1,00	1,00	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	1,00
OC	0,25	0,33	0,42	0,08	-	0,08	-	0,08	-	-	1,00	0,25	0,08	0,08	0,08	-	0,25
ISM	0,33	0,17	0,33	0,17	-	0,17	-	0,17	-	-	0,33	1,00	-	-	0,17	0,17	0,33
OSM	0,67	0,33	0,67	0,33	0,33	-	-	0,33	0,33	-	-	-	1,00	-	0,33	-	0,67
ARC	0,75	0,25	0,50	0,50	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	-	0,25	-	0,25	1,00	0,25	0,50	0,25
ECM	0,50	0,13	0,63	0,38	0,13	0,13	0,13	-	0,13	-	0,13	0,13	0,13	-	1,00	0,38	0,25
IIM	0,35	0,18	0,29	0,29	0,06	0,12	0,12	0,12	0,12	-	0,06	-	-	-	0,24	1,00	0,24

Figura 7 - Matriz relacional dos domínios de aplicação das tomadas de decisão na manutenção industrial

Fonte: o autor, 2017.

A Figura 8 apresenta uma estrutura desenvolvida no presente trabalho que objetiva sintetizar os processos de tomada de decisão na manutenção industrial. Nesta estrutura, é possível observar a origem e o fluxo das informações — da coleta ao tratamento dos dados utilizados como parâmetros que alimentam os modelos presentes na literatura.

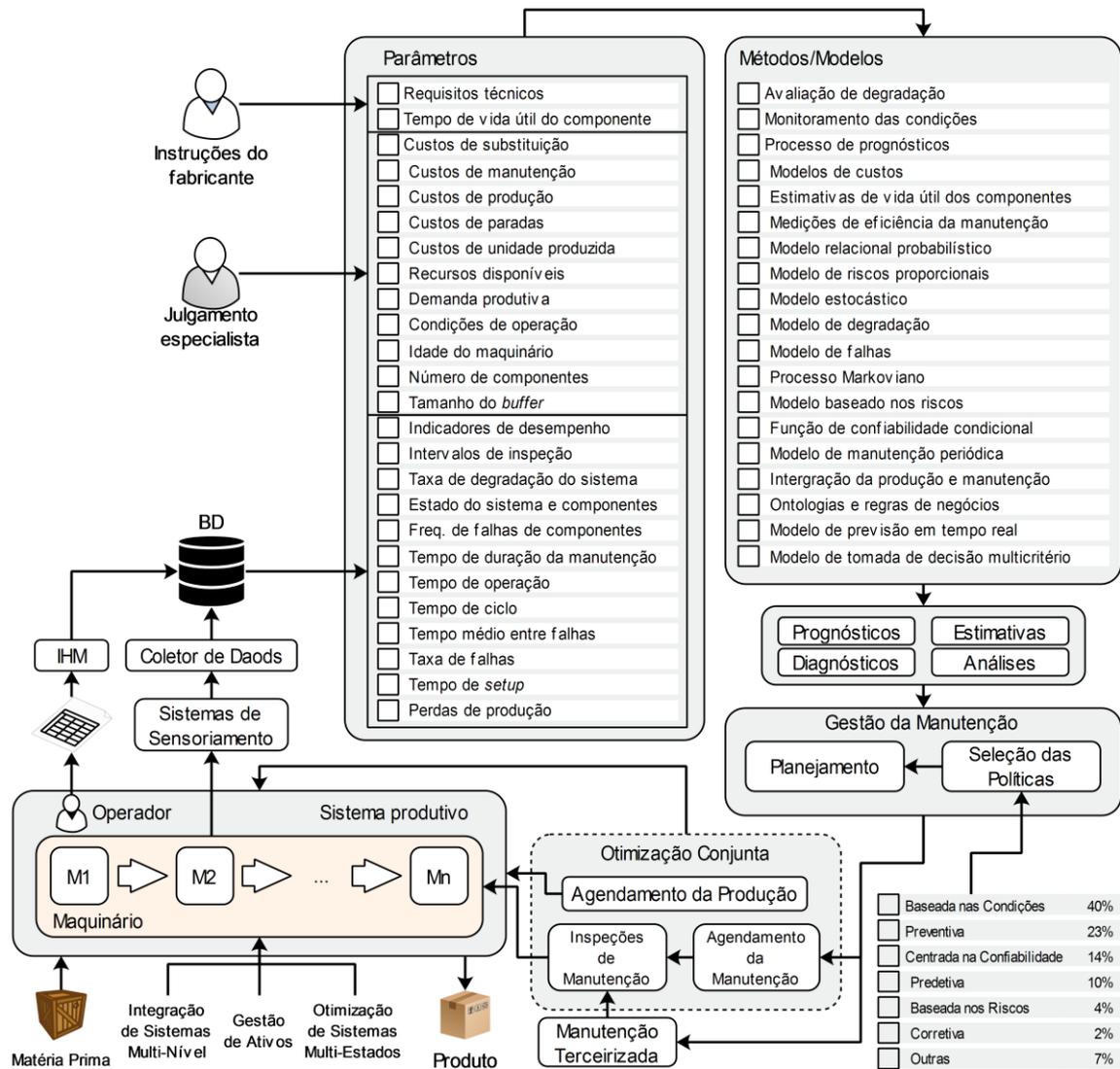


Figura 8 - Síntese dos processos de tomada de decisão na manutenção industrial encontrados na literatura

Fonte: o autor, 2017.

Analisando o exposto na Figura 8, as tomadas de decisão na manutenção tem influência direta na gestão de todo o processo produtivo. Percebe-se uma tendência crescente na busca pela interoperabilidade entre setores de gestão e equipes de manutenção e produção, onde informações e conhecimento devem estar disponíveis de uma forma que possam ser compreendidos por todos os níveis. O compartilhamento de informações permite melhorias conjuntas, facilitando decisões mais inteligentes em todos os setores. Neste âmbito, métodos de aperfeiçoamento de diferentes políticas de manutenção estão sendo expandidos. A evolução dos conceitos está centrada

em políticas preventivas e de manutenção baseadas nas condições. São visíveis os esforços de padronização dos procedimentos, nos quais a evolução dos sistemas de informação fornece às máquinas capacidades de auto-diagnóstico, gerando decisões autônomas sem intervenção humana. Esta percepção é possível observando-se o grande número de dados e informações extraídas diretamente do maquinário, em relação à informação baseada no julgamento especialista.

De uma forma geral, autodiagnósticos e automonitoramento do maquinário, automação das ordens de serviço e de compras de peças de reposição, e ranqueamento automatizado das ações necessárias, acabam centrando o envolvimento e comprometimento humano para um maior conhecimento do sistema, exigindo capacitação profissional crescente e contínua.

Outro ponto importantíssimo que deve ser mencionado é a busca incessante por redução de custos, visto que a grande maioria dos documentos analisados menciona este como um dos fatores decisivos e principais objetivos que possam refletir em melhorias nos resultados. Não basta reduzir tempo de manutenção e números de inspeções, tampouco aumentar a confiabilidade e disponibilidade de equipamentos se a redução dos custos envolvidos não estiver presente nos esforços demandados. Em suma, índices qualificadores devem ser otimizados na medida que desqualificadores sejam minimizados e, neste último, o custo tem sido o mais decisivo.

2.2 CONCEITOS E FERRAMENTAS DE MINERAÇÃO DE PROCESSOS

A mineração de processos é definida como um método para descobrir, monitorar e melhorar processos reais, ao extrair conhecimento a partir de registros de eventos (*event logs*) facilmente e comumente disponíveis na atualidade (van der AALST, 2011). Existem três tipos básicos de mineração de processos, que estabelecem as relações entre os registros de eventos e modelos de processos, listados a seguir.

1. Descoberta de processos: utiliza algoritmos para a construção de diversas redes causais, a partir do registro de eventos, para explicar o comportamento passado do respectivo processo;

2. Conformidade: tem como objetivo principal verificar desvios em um processo real, comparando o modelo deste processo com o registro de eventos de forma bilateral;
3. Aprimoramento: aplicação de algoritmos que utilizam as informações extraídas do comportamento de um processo para inferir melhorias no modelo construído.

A Figura 9 apresenta o conceito de mineração de processos idealizado por van der Aalst (2011), contemplando os três principais tipos discutidos nesta seção.

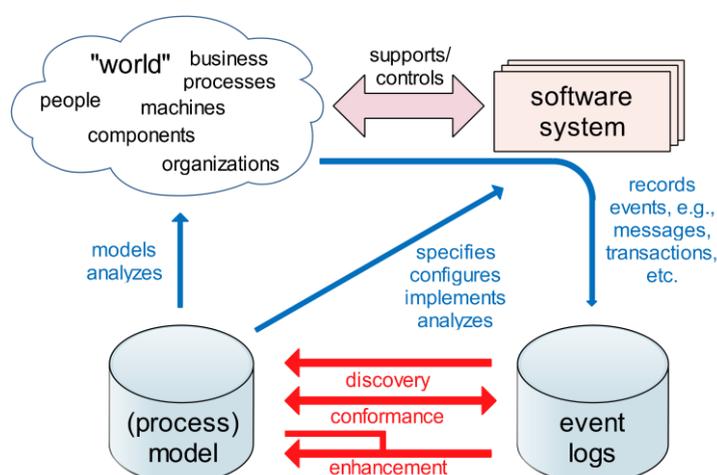


Figura 9 - Os três principais tipos de mineração de processos

Fonte: van der Aalst, 2011.

2.2.1 Registro de eventos

Na computação, registro (*log*) de eventos é o registro de atividades, tarefas ou eventos propriamente ditos, utilizado para se conhecer o comportamento passado de um determinado sistema. Num processo produtivo, tais registros podem ser analisados com o intuito de gerar diagnósticos acerca de problemas detectados ou, ainda, prover melhorias em tal processo. A Tabela 14 apresenta um modelo genérico de registro de eventos contendo quatro registros de atividades. Neste exemplo há sete campos para informações distintas. O primeiro campo é destinado à identificação da instância ou, do inglês, (*case*); o segundo campo permite o registro da identificação do evento ou atividade realizada. O terceiro e quarto campos são destinados aos registros de início e fim do evento em questão. Os demais campos permitem o registro de

informações adicionais como códigos de produtos, máquinas e operadores, embora menos relevantes para a metodologia proposta neste trabalho, como será visto mais adiante.

Tabela 14 - Exemplo de um registro de eventos genérico

IDinst	IDevento	Início	Fim	CodProd	CodO	Máquina
256905	Máquina em operação	07/03/2016 17:32:21	07/03/2016 17:33:17	23	5	2
256906	Máquina em operação	07/03/2016 17:32:08	07/03/2016 17:35:36	12	7	1
256905	Troca de eletrodo	07/03/2016 17:33:17	07/03/2016 17:42:01	23	5	2
256905	Máquina em operação	07/03/2016 17:42:01	07/03/2016 17:42:59	23	5	2

Fonte: o autor, 2017.

2.2.2 Plataformas e algoritmos de mineração

Nesta seção são apresentados alguns *softwares* específicos de mineração de dados e de processos e os respectivos algoritmos que possuem uma maior frequência de utilização e relevância. É com o auxílio destes *softwares* e alguns dos algoritmos aqui citados que a metodologia proposta será implementada.

O ProM[®] é uma plataforma gratuita, de código aberto, para a utilização de algoritmos de mineração de processos. Estes algoritmos são utilizados sob a forma de *plugins*. Em sua tese, Neto (2015) relaciona os mais comumente utilizados, como mostra a Tabela 15.

Tabela 15 – Algoritmos de mineração mais comumente utilizados na plataforma ProM[®]

Algoritmo	Resultado (saida)	Técnica
Alpha Miner	Petri Net	Descoberta de processos
Alpha++ Miner	Petri Net	
Evolutionary Tree Miner	Process Tree	
Fuzzy Miner	Fuzzy Model	
Genetic Miner	Heuristic Net	
Heuristic Miner	Heuristic Net	
ILP Miner	Petri Net	
Inductive Miner	Petri Net or Process Tree	
Multi-Phase	Event-driven Process Chain (EPC)	
Organizational Miner	Organizational Model	
Role Hierarchy Miner	Role Hierarchy Model	
Social Network Miner	Similar-Task/Handover-of-work/Subcontracting/Working Together/Reassignment	
Transition System Miner	Transition System	
Conformance Checker	Relatório do quanto o <i>log</i> reflete o modelo e identificação de discrepâncias	
Graph Matching Analysis	Relatório com diferenças entre dois modelos de processos	
Differences Analysis	Relatório com diferenças entre dois modelos de processos	
Footprint Similarity	Relatório com diferenças entre dois modelos de processos	
LTL Checker	Relatório sobre a presença de certas propriedades em um <i>log</i>	
SCIFF Checker	Relatório sobre a presença de certas propriedades em um <i>log</i>	Verificação de conformidade baseada em regras de negócio

Fonte: Neto, 2015.

Algoritmos de descoberta de processos podem ser utilizados para a geração de redes causais, ou grafos de dependências, que refletem de forma gráfica o com-

portamento do processo, além de apresentarem informações como a frequência das atividades presentes no registro de eventos. A Figura 10 apresenta um exemplo de rede causal gerada com a utilização do algoritmo *fuzzy miner* na plataforma DISCO[®]. Os retângulos representam as atividades e respectivas frequências; os arcos representam a relação de dependência causal entre as atividades e o número de vezes que uma atividade foi diretamente seguida por outra.

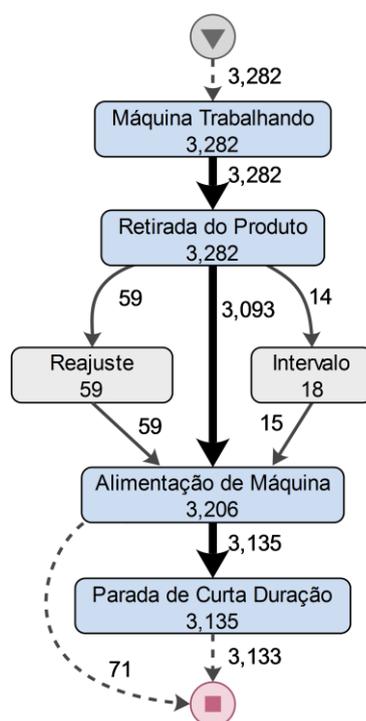


Figura 10 - Exemplo de uma rede causal gerada através de algoritmos de descoberta de processos

Fonte: o autor, 2017.

Outras informações podem ser obtidas através da mineração de processos como, por exemplo, conformidade do modelo, propriedades gerais de um processo, taxa e frequência de utilização de recursos, evolução dos tempos de ciclo, matrizes de causalidade, modelos em redes de Petri, modelos BPM (*Business Process Management*), entre outros.

2.3 REDES BAYESIANAS

Redes Bayesianas são modelos gráficos utilizados para representar dependência probabilística, onde os *nós* representam as variáveis (discretas ou contínuas) e os

arcos representam conexões diretas entre as variáveis (KORB; NICHOLSON, 2011).

Estas redes são construídas e estruturadas através do Teorema de Bayes, apresentado na Equação 2.1, cujo autor, Thomas Bayes, o publicou em 1763.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (2.1)$$

Afirma-se, pela equação deste teorema, que a probabilidade de ocorrer um evento A , dada a ocorrência de um evento B , é igual a probabilidade de ocorrer o evento B dada a ocorrência do evento A , multiplicado pela probabilidade de ocorrência do evento A e dividido pela probabilidade de ocorrência do evento B .

Os eventos são considerados independentes para simplificação de cálculos. As conexões entre os nós da Rede Bayesiana representam as relações de causalidade das variáveis do sistema que alimentam a equação do teorema.

Em uma Rede Bayesiana, cada nó X_i possui uma quantidade n de nós *pais* e uma quantidade m de nós *filhos*. Os parâmetros de cada nó são dados de acordo com a probabilidade condicional observada em todos os nós *pais*. Para cada nó *filho* há uma função de probabilidade da variável aleatória para cada estado mutuamente exclusivo possível das variáveis *pais*. Para o grupo de variáveis raiz, as quais não possuem nós *pais*, é assumida uma probabilidade marginal.

As tabelas de probabilidades condicionais são construídas através de vários métodos, dentre os quais se encontram a utilização de dados reais, conhecimento especialista ou o número de ocorrências de um estado para um determinado nó (CHENG; XU; YANG, 2013; WILLIAMS; COLE, 2013).

Para que seja obtido o modelo em Redes Bayesianas é preciso definir as variáveis de interesse, a estrutura da rede (relações de dependência) e as probabilidades condicionais (KRIEG, 2001).

A Figura 11 apresenta uma Rede Bayesiana genérica, onde a variável A é o nó raiz e, simultaneamente, nó *pai* das variáveis B e C . Estas duas, por sua vez, são os nós *filhos* da variável A .

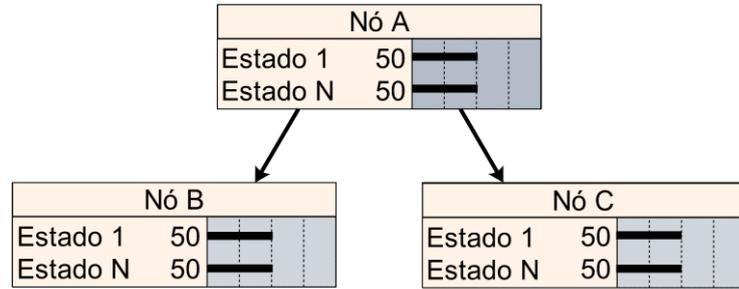


Figura 11 - Modelo genérico de uma Rede Bayesiana

Fonte: o autor, 2017.

2.4 MODELOS PARA PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS

Modelos preditivos são comumente utilizados, por exemplo, para se estimar a ocorrência de falhas funcionais (CERRADA et al., 2007) e para definir valores-chave para Árvores de Decisão (*Decision Trees*) (SUGUMARAN; RAMACHANDRAN, 2011). Nesta seção serão abordados os modelos de média móvel simples (MMS), suavização exponencial simples (SES) e auto-regressivos integrados de médias-móveis (Arima). Tais modelos contemplam as necessidades fundamentais para as séries de dados estudadas e aplicadas neste trabalho.

2.4.1 Modelo de média móvel simples (MMS)

O procedimento para a utilização da média móvel simples é calcular a média aritmética de n observações mais recentes. Pode-se escrever tal procedimento através da seguinte equação:

$$M_t = \frac{Z_t + Z_{t-1} + \dots + Z_{t-n+1}}{n} \quad (2.2)$$

ou, utilizando a média aritmética calculada no período anterior,

$$M_t = M_{t-1} + \frac{Z_t - Z_{t-n}}{n}. \quad (2.3)$$

A média aritmética M_t é um valor estimado de μ_t , não ponderando observações mais antigas.

A última média móvel calculada fornece a previsão de todos os valores futuros, chamada aqui de $\hat{Z}_t(h)$, portanto:

$$\hat{Z}_t(h) = M_t, \quad \forall h > 0. \quad (2.4)$$

Substituindo em 2.3 tem-se:

$$\hat{Z}_t(h) = \hat{Z}_{t-1}(h+1) + \frac{Z_t - Z_{t-n}}{n}, \quad \forall h > 0, \quad (2.5)$$

corrigindo a estimativa prévia de \hat{Z}_{t+h} a cada nova observação.

Para a média e o erro quadrático médio (EQM) da previsão, tem-se as seguintes respectivas equações:

$$E(\hat{Z}_t(h)) = \sum_{k=0}^{n-h-1} \mu_{t-k} \quad (2.6)$$

$$EQM(\hat{Z}_t(h)) = E(Z_t^2) - \frac{2}{n} \sum_{k=0}^{n-h-1} E(Z_t Z_{t-h-k}) + \frac{1}{n^2} \sum_{k=0}^{n-h-1} \sum_{j=0}^{n-h-1} E(Z_{t-h-k} Z_{t-h-j}), \quad (2.7)$$

onde $E(Z_t^2) = \sigma_a^2 + \mu_t^2$, $\sigma_a^2 = Var(Z_t) = Var(a_t) = \text{constante}$.

Pode-se substituir $E(Z_t Z_{t-h})$ em 2.6 por $\gamma_t(h)$, $\forall h$, obtendo uma simplificação com a seguinte equação:

$$EQM = \gamma_t(0) - \frac{2}{n} \sum_{k=0}^{n-h-1} \gamma_t(h+k) + \frac{1}{n^2} \sum_{k=0}^{n-h-1} \sum_{j=0}^{n-h-1} \gamma_{t-h-j}(j-k). \quad (2.8)$$

Pode-se expressar a variância através da seguinte equação:

$$Var(\hat{Z}_t(h)) = \frac{\sigma_a^2}{n}. \quad (2.9)$$

Para se determinar o número n de observações utilizadas no cálculo da média segue-se um determinado procedimento. O valor de n implica diretamente nas propriedades deste método. Um alto valor fará com que as previsões acompanhem lentamente as variações ocorridas na série, enquanto um valor pequeno tornará a reação mais rápida.

É possível minimizar S através da equação descrita abaixo, variando o valor de n . Tal minimização fornecerá o melhor valor de n e, conseqüentemente, a melhor previsão.

$$S = \sum_{t=l+1}^T (Z_t - \hat{Z}_{t-1}(1))^2, \quad (2.10)$$

escolhendo um valor para l de tal modo que o valor inicial utilizado em 2.3 não influencie a previsão (MORETTIN; TOLOI, 2006; GUJARATI, 2000).

O método para o modelo de médias móveis simples possui simples aplicação, principalmente quando se tem uma série com um número pequeno de observações. Possui, também, grande flexibilidade quando levada em conta a possibilidade de variar o valor de n de acordo com os padrões da série analisada. Isso constitui algumas das vantagens deste método. No entanto, só deve ser aplicado na previsão de séries estacionárias, pois os pesos atribuídos às observações são sempre iguais. Além disso, determinar o melhor valor de n não é trivial. O método estudado na Seção 2.4.2, Suavização Exponencial Simples, possui todas as vantagens do presente método e mais algumas, fazendo com que este não seja utilizado frequentemente na prática (MORETTIN; TOLOI, 2006).

2.4.2 Modelo de suavização exponencial simples (SES)

Para a suavização exponencial simples pode-se escrever a seguinte equação:

$$\bar{Z}_t = \alpha Z_t + (1 - \alpha)\bar{Z}_{t-1}, \quad \bar{Z}_0 = Z_1, \quad t = 1, \dots, N, \quad (2.11)$$

ou

$$\bar{Z}_t = \alpha \sum_{k=0}^{t-1} (1 - \alpha)^k Z_{t-k} + (1 - \alpha)^t \bar{Z}_0, \quad t = 1, \dots, N, \quad (2.12)$$

onde \bar{Z}_t é conhecido como valor exponencialmente suavizado e α é utilizada como constante de suavização, onde $0 \leq \alpha \leq 1$.

A equação 2.11 é obtida ao substituir Z_{t-n} por \bar{Z}_{t-1} e $\frac{1}{n}$ por α em (2.3), resultando, após a expansão, na seguinte equação:

$$\bar{Z}_t = \alpha Z_t + \alpha(1 - \alpha)Z_{t-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 Z_{t-2} + \dots \quad (2.13)$$

Portanto, suavização exponencial simples é uma média ponderada que aplica maiores pesos para as observações mais recentes, eliminando uma das desvantagens da média móvel simples comentadas anteriormente (MORETTIN; TOLOI, 2006).

É possível obter a previsão de qualquer valor futuro através do último valor exponencialmente suavizado, gerando, assim, uma equação de atualização da previsão

a cada nova observação. A previsão é feita utilizando apenas o valor de α , a observação mais recente e a previsão anterior. Segue, abaixo, a equação da previsão.

$$\hat{Z}_t(h) = \bar{Z}_t, \quad \forall h > 0, \quad (2.14)$$

ou

$$\hat{Z}_t(h) = \alpha Z_t + (1 - \alpha)\hat{Z}_{t-1}(h + 1). \quad (2.15)$$

Fazendo $h = 1$ em (15) tem-se que:

$$\hat{Z}_t(1) = \alpha e_t + \hat{Z}_{t-1}(1), \quad (2.16)$$

onde $e_t = Z_t - \hat{Z}_{t-1}(1)$ é o erro de previsão a um passo. É obtida, então, uma nova previsão a partir da anterior utilizando um múltiplo do erro de previsão.

Para realizar o cálculo da média e do erro quadrático médio (EQM), utiliza-se equações semelhantes às utilizadas na média móvel simples. Tais equações são mostradas, respectivamente, abaixo.

$$E(\hat{Z}_t(h)) = \alpha \sum_{k=0}^{t-1} (1 - \alpha)^k \mu_{t-k}, \quad (2.17)$$

$$EQM(\hat{Z}_t(h)) = \gamma_t(0) - 2\alpha \sum_{k=0}^{t-h-1} (1 - \alpha)^k \gamma_t(h+k) + \alpha^2 \sum_{k=0}^{t-h-1} \sum_{j=0}^{t-h-1} (1 - \alpha)^{k+j} \gamma_{t-h}(j-k). \quad (2.18)$$

Caso o modelo utilizado tiver média globalmente constante, $Z_t = \mu + \alpha_t$, $t = 1, \dots, N$, o cálculo do erro pode ser expresso da seguinte forma:

$$E(\hat{Z}_t(h)) = \mu[1 - (1 - \alpha)^t]. \quad (2.19)$$

Quando $t \rightarrow \infty$,

$$E(\hat{Z}_t(h)) = \mu. \quad (2.20)$$

Tem-se também que,

$$Var(\hat{Z}_t(h)) = \frac{\alpha \sigma_a^2 [1 - (1 - \alpha)^{2t}]}{2 - \alpha}, \quad (2.21)$$

e para quando $t \rightarrow \infty$,

$$Var(\hat{Z}_t(h)) = \frac{\alpha}{2 - \alpha} \sigma^2. \quad (2.22)$$

Para a determinação de α alguns aspectos importantes devem ser considerados:

- Um valor pequeno de α resultará numa maior estabilidade das previsões finais, pois pesos maiores serão dados às observações passadas e flutuações aleatórias no presente exercerão pesos menores no cálculo da previsão;
- Uma maior aleatoriedade da série implica em menores valores de α ;
- O efeito do parâmetro α é inversamente proporcional ao efeito do parâmetro n utilizado na média móvel simples (MMS).

Pode-se, também, selecionar o valor de α minimizando S , conforme especificado em 2.10.

Segundo Morettin e Toloi (2006), a suavização exponencial simples possui algumas vantagens consideráveis em relação ao método de média móvel simples. Dentre elas: fácil entendimento; aplicação não dispendiosa; grande flexibilidade permitida pela variação da constante de suavização α ; necessidade de armazenar somente Z_t , \bar{Z}_t e α ; e o valor de $\alpha = 2/(n - 1)$ fornece previsões semelhantes ao método de média móvel simples. A desvantagem citada pelo autor é a dificuldade de determinar o melhor valor da constante de suavização α .

2.4.3 Modelo auto-regressivo integrado de média móvel (ARIMA)

Os modelos auto-regressivos integrados de médias móveis, Arima (do inglês, *Autoregressive integrated moving average*), são modelos preditivos ajustados a um conjunto de dados através de uma metodologia sistematizada, desenvolvida por George Box e Gwilym Jenkins em 1976. A construção deste modelo, conhecido por *Modelo de Box-Jenkins*, é baseada em um ciclo iterativo, escolhendo-se a estrutura do modelo com base nos próprios dados (MORETTIN; TOLOI, 2006). São etapas deste ciclo: *especificação*, constituindo a escolha de uma classe geral de modelos; *identificação*, onde um modelo é identificado através da análise de autocorrelações, autocorrelações

parciais e outros critérios; *estimação*, onde os parâmetros do modelo identificado são estimados; e *verificação* ou *diagnóstico*, onde a adequação do modelo ajustado é avaliada (BOX et al., 2016).

Estes modelos se baseiam no suposto de que as séries temporais analisadas são estacionárias, onde a média e a variância são constantes e a covariância é invariante no tempo. Segundo Gujarati (2000), uma série integrada de ordem 1, representada por $I(1)$, resultará numa série estacionária $I(0)$ após sua primeira diferenciação. Da mesma forma, uma série de ordem 2, $I(2)$, resultará numa série estacionária $I(0)$ após sua segunda diferenciação. Em geral, se uma série temporal for $I(d)$, é possível encontrar uma série estacionária $I(0)$ após diferenciá-la d vezes.

Portanto, ao aplicar uma série temporal diferenciada d vezes num modelo $ARMA(p, q)$, o mesmo se torna um modelo $ARIMA(p, d, q)$, onde p define o número de termos autoregressivos, d é o número de vezes que a série deve ser diferenciada para se tornar estacionária e q é o número de termos de médias móveis (GUJARATI, 2000).

2.5 SINTETIZAÇÃO DA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA PARA FORMULAÇÃO DA PROPOSTA

A literatura aponta, de modo generalizado, para uma tendência crescente de utilização de métodos preditivos no âmbito da manutenção industrial. Diversas técnicas estão sendo empregadas visando diagnosticar e prever o comportamento do processo produtivo e o desempenho global do maquinário envolvido. Para tanto, percebe-se uma considerável frequência de utilização de métodos e modelos preditivos aliados com técnicas de extração de informação e conhecimento a partir de dados brutos, onde é encontrada também a mineração de dados e de processos. O presente estudo contempla alguns destes métodos, modelos e técnicas, objetivando maior robustez dos resultados ao integrar tais ferramentas. Desta forma, a saída de um modelo é utilizada para alimentar o próximo modelo, buscando manter a coerência e sistemática nos dados manipulados.

No âmbito dos modelos probabilísticos, as Redes Bayesianas fornecem um modelo capaz de apresentar a probabilidade de múltiplos estados pertencentes a

múltiplas variáveis, requisito indispensável para a aplicação da metodologia proposta. Tal modelo mantém os níveis de dependência entre as variáveis, permitindo alteração simulada das probabilidades em qualquer estado de qualquer variável. Esta funcionalidade também foi fundamental para elencar as Redes Bayesianas para a integração com os modelos preditivos, além de se enquadrar satisfatoriamente no contexto de correlação e interdependência entre as atividades do processo produtivo.

Modelos de suavização exponencial são de fácil entendimento e aplicação, porém se mostram deficientes para séries temporais mais complexas dentro da realidade dos processos onde são aplicados. Diferente disso, os modelos Arima possuem ferramentas mais robustas para tais aplicações (MORETTIN; TOLOI, 2006). Com base nessa premissa, é dada preferência à utilização dos modelos preditivos do método Arima para séries temporais onde os mesmos se adequem, visando melhores estimativas para os tempos de ciclo das atividades do processo.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo serão demonstradas as etapas necessárias para a implementação da metodologia proposta. Inicialmente, uma visão geral é apresentada objetivando um entendimento global do contexto. Na sequência do capítulo, subseções competem demonstrações e discussões mais aprofundadas para cada etapa específica.

3.1 VISÃO GERAL

A metodologia de análise diagnóstica de um processo produtivo proposta neste estudo é apresentada na Figura 12. Interpretando as setas escuras como o fluxo de informações e dados tratados, contempla-se esta figura observando a evolução de tratamento dos dados numa abordagem *bottom-up*.

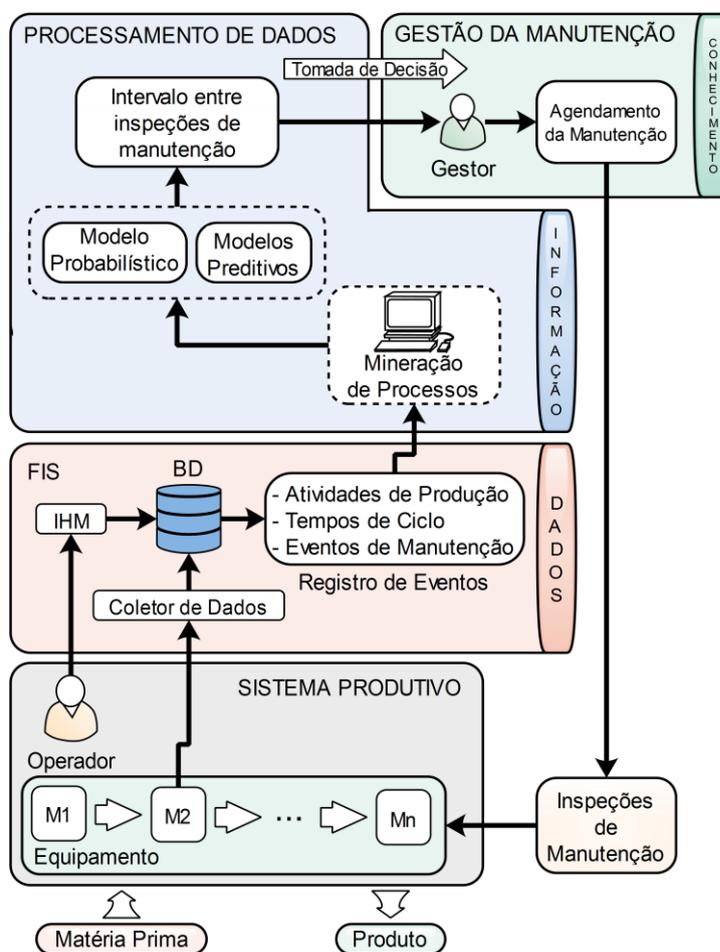


Figura 12 - Visão geral da metodologia proposta

Fonte: o autor, 2017.

O registro de eventos, contendo dados de atividades e eventos de um processo produtivo pode ser obtido de diferentes formas, seja por dados informados manualmente pelo operador através de uma IHM (interface homem-máquina) ou de forma automática através de um sistema coletor de dados anexado ao maquinário ou, ainda, através de uma integração entre estas.

A atividade de interesse é, então, definida e compete a atividade que terá seus parâmetros (percentuais de frequência) alterados no modelo probabilístico durante as simulações. O registro de eventos é padronizado e filtrado através de técnicas de mineração de processos, permitindo a obtenção de um modelo que melhor represente o comportamento real do processo com a aplicação de algoritmos de descoberta. Esta rede causal apresenta informações, além de outras, referentes à frequência e ordem de ocorrência das atividades do processo. Estas atividades são levadas a julgamento especialista para a definição da relação de dependência ou interdependência entre elas e a atividade de interesse. Esta relação conduz à criação de um novo modelo do processo, onde neste estão presentes apenas as atividades que possuem tal relação. É empregada, então, uma adaptação à metodologia proposta por Kurscheidt Netto (2015) para a criação do modelo probabilístico em Redes Bayesianas (RB).

Os tempos de ciclo ou duração das atividades possibilitam a construção de modelos preditivos, permitindo estimar tempos de ciclo futuros destas atividades. Os horizontes de previsão dos modelos preditivos serão dimensionados através da integração destes com o modelo probabilístico em RB, respeitando os percentuais de ocorrência das atividades estimados por este último. O intervalo entre as ocorrências das atividades de manutenção será gradualmente alterado dentro do processo de forma simulada, com o objetivo de minimizar o tempo desperdiçado no processo para a função *disponibilidade* e os custos envolvidos para a função *custo*.

Adicionalmente, é possível simular alterações na frequência das atividades para estimar o tempo ocioso resultante no processo ou o tempo adicional necessário para a realização das atividades dentro desta nova perspectiva.

A Figura 13 mostra o passo a passo da metodologia de uma forma textual, evidenciando as quatro etapas e respectivas atividades a serem realizadas. A primeira

etapa abrange toda a mineração de dados e de processos para o tratamento do registro de eventos. A segunda etapa abrange o desenvolvimento dos modelos causais, probabilístico e preditivos. A terceira etapa refere-se ao estudo aplicado, com alterações nos parâmetros dos modelos para simulação de cenários diversos. A quarta e última etapa abrange a avaliação e discussão dos resultados obtidos após as simulações.

ETAPA	ATIVIDADES
Mineração de processos	<ul style="list-style-type: none"> - Obtenção e padronização do <i>log</i> de eventos de um processo produtivo - Identificação e obtenção do modelo do processo - Definição e seleção da atividade de interesse e atividades dependentes ou interdependentes através de julgamento especialista - Obtenção das frequências relativa e absoluta das atividades - Obtenção dos tempos de ciclo das atividades
Elaboração dos modelos	<ul style="list-style-type: none"> - Obtenção do modelo causal referente à atividade de interesse e demais atividades dependentes ou interdependentes - Desenvolvimento do modelo probabilístico em Redes Bayesianas baseado no modelo causal - Desenvolvimento dos modelos preditivos ARIMA baseados nos tempos de ciclo e frequência das atividades de interesse
Aplicação	<ul style="list-style-type: none"> - Alteração simulada nos parâmetros (frequência da atividade de interesse) do modelo probabilístico para simulações de cenários diversos - Integração entre os modelos probabilístico e preditivos - Alteração simulada dos intervalos de manutenção entre as atividades, comparando os somatórios das estimativas de variação dos tempos de ciclo
Resultados	<ul style="list-style-type: none"> - Melhoria nos intervalos de manutenção preventiva - Estimativas do tempo ocioso do processo para redução simulada na frequência de atividades - Estimativas do tempo necessário para realização das atividades em caso de aumento simulado na frequência destas

Figura 13 - Passo a passo da metodologia proposta

Fonte: o autor, 2017.

3.2 MINERAÇÃO DO REGISTRO DE EVENTOS

Esta etapa consiste na obtenção de todas as informações necessárias para o desenvolvimento dos modelos utilizados na implementação da metodologia proposta neste trabalho. Compete, então, todos os passos para tratamento dos dados do registro de eventos através de técnicas de mineração de dados e de processos.

3.2.1 Padronização, filtragem e obtenção do modelo do processo

Observando a Tabela 14 na página 53 é possível perceber que em algumas situações, assim como no caso deste exemplo, as instâncias do processo não seguem uma ordem facilmente compreendida, visto que diferentes atividades pertencentes a instâncias distintas podem ser iniciadas ou finalizadas de forma independente, tornando a identificação do comportamento do processo pouco trivial. Isto enfatiza a necessidade da utilização de ferramentas adequadas de mineração de processos. Outra questão importante diz respeito aos inúmeros modelos de registro de eventos existentes, tornando altamente necessária uma padronização dos mesmos antes de sua utilização na metodologia proposta.

A padronização do registro de eventos consiste em definir de maneira criteriosa o que será utilizado como instância. Para fins de simulação neste trabalho, cada unidade produzida de um distinto produto manufaturado compõe uma instância, onde o início das atividades de produção da unidade X do produto A representa o início da instância I e, conseqüentemente, o início das atividades de produção da unidade $X + 1$ deste mesmo produto indica o término da instância I e o início da instância $I + 1$ – neste caso, Kurscheidt Netto (2015) recomenda a inserção de eventos delimitadores para início e fim das instâncias. A janela temporal também é definida nesta etapa e compete a quantidade de registros que será utilizada para a obtenção dos modelos do processo. Quanto maior for a quantidade de registros utilizados, maior será a fidelidade do modelo do processo e estimativas dos modelos preditivos.

A filtragem é efetuada, utilizando algoritmos de mineração de processos, para eliminar instâncias incompletas ou que possuam dados armazenados de forma errada, por exemplo tempos de ciclo muito acima ou muito abaixo da média, evitando que o modelo encontrado represente equivocadamente o comportamento real do processo.

O modelo do processo é obtido com a utilização de algoritmos de descoberta de processos, dentro das técnicas de mineração. Na plataforma ProM[®], por exemplo, pode-se utilizar algoritmos de mineração heurística (*Mine for a Heuristics Net using Heuristics Miner*). Já na plataforma DISCO[®], o algoritmo mais comumente utilizado é

o *Fuzzy Miner*.

O modelo, como mostra a Figura 14 de forma genérica, auxilia na visualização do comportamento do processo, trazendo informações acerca das frequências das atividades e como estas estão relacionadas.

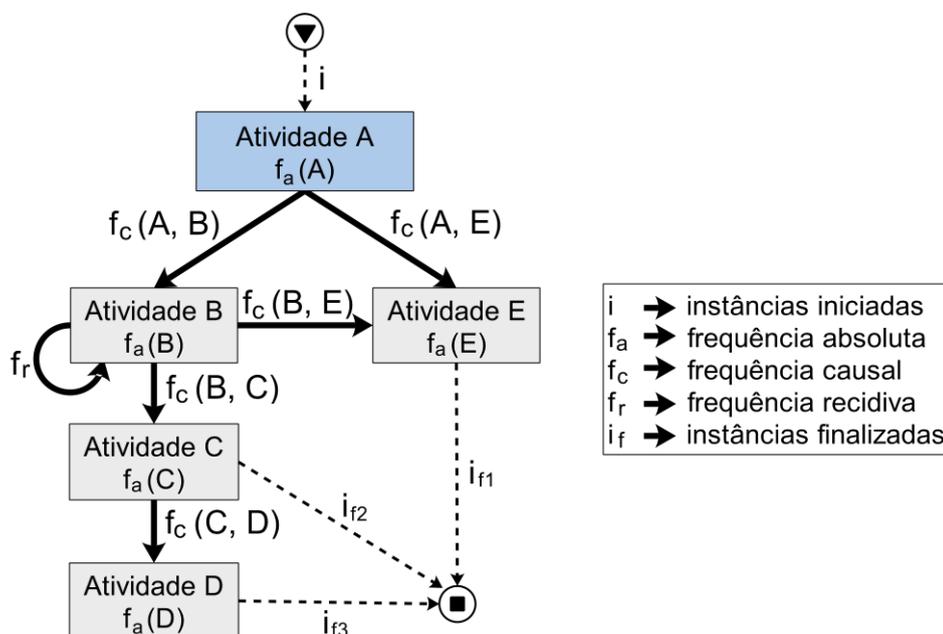


Figura 14 - Exemplo de um modelo de processo e respectivas informações obtidos através da mineração de processos

Fonte: o autor, 2017.

3.3 DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS

Esta seção apresenta o desenvolvimento de todos os modelos presentes na metodologia. A atividade de interesse e demais atividades dependentes ou interdependentes desta são elencadas através de julgamento especialista e resultam em um novo modelo do processo. Este modelo é utilizado para a criação do modelo probabilístico em Redes Bayesianas e a duração das ocorrências das atividades deste mesmo modelo são utilizadas para alimentar os modelos preditivos.

3.3.1 Modelo do processo suportado por julgamento especialista

A metodologia proposta define atividade de interesse qualquer atividade que possa ter sua frequência alterada para efeitos de simulação. Desta forma, a frequência

das demais atividades será reestimada pelo modelo probabilístico, possibilitando visualizar novos cenários e perspectivas através da realimentação dos modelos preditivos. Distintos objetivos a serem alcançados com os resultados das simulações determinarão distintas escolhas da atividade de interesse ou, em alguns casos, mais de uma delas. A presente metodologia permite livremente estas alterações, possibilitando atender aos requisitos de cada caso específico.

A Figura 15 apresenta a estrutura ideal para um processo produtivo. Qualquer evento que ocorra entre as atividades de produção será evento não desejável e, portanto, acarretará queda no desempenho do processo. A seleção destes eventos como sendo de interesse, alternativamente, pode ser realizada através de julgamento especialista visando atender outros objetivos na utilização desta mesma metodologia.

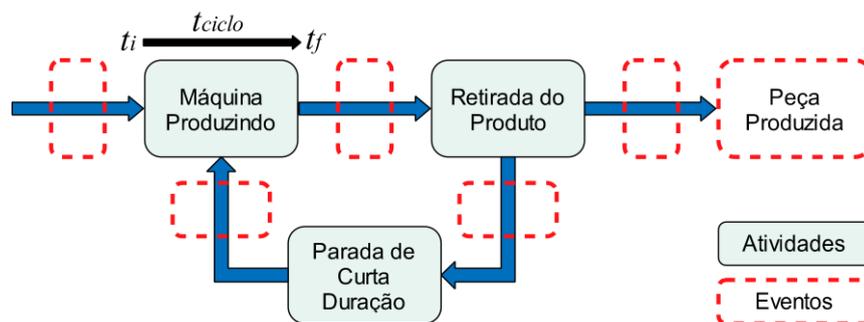


Figura 15 - Estrutura ideal para as atividades de máquina em um processo produtivo

Fonte: adaptado de Kurscheidt Netto, 2015.

Definida a atividade de interesse, julgamento especialista é convocado para a definição das demais atividades que são dependentes ou interdependentes entre si e/ou da atividade de interesse. A existência de dependência de uma determinada atividade em relação à outra é detectada se for estimada qualquer probabilidade de alteração em sua frequência quando da alteração na frequência desta outra. Logo, toda e qualquer atividade que tenha sua frequência inalterada em caso de alteração na frequência da atividade de interesse, ou demais atividades dependentes desta, deverá ser descartada e não irá compor o modelo do processo utilizado na construção do modelo probabilístico em Redes Bayesianas. Desta forma, se uma atividade *B* é dependente de uma atividade *A* e esta última for dependente da atividade de interesse, toda esta rede composta pelas três atividades irá compor o modelo probabilístico,

mesmo se a atividade B não for diretamente dependente da atividade de interesse. Em resumo, forma-se uma cadeia contínua de dependências iniciada pela atividade de interesse e, obrigatoriamente, todas as atividades presentes nesta cadeia deverão compor o modelo probabilístico.

Através de técnicas de mineração de processos o registro de eventos é filtrado, mantendo apenas a atividade de interesse e demais atividades que compõem a respectiva rede de dependências. Aplicando um algoritmo de mineração heurística obtém-se, então, um novo modelo (grafo de dependências) destas atividades e suas respectivas frequências que serão utilizadas para a criação do modelo probabilístico em Redes Bayesianas.

3.3.2 Modelo probabilístico em Redes Bayesianas

O modelo probabilístico estruturado em Redes Bayesianas é construído de acordo com as informações da Figura 14 e do grafo de dependências gerado e discutido na Seção 3.3.1, após a definição da atividade de interesse e demais atividades presentes na cadeia de dependências. Cada atividade possui dois estados possíveis, V e F , onde V (verdadeiro) indica a probabilidade de ocorrência desta atividade e F (falso) indica a probabilidade de não ocorrência, sendo o complemento desta primeira. Neste caso, obrigatoriamente, $V + F = 1$, com ambos positivos.

Três estruturas distintas são encontradas no grafo de dependências e na construção do modelo probabilístico. Listadas na sequência, apresentam as respectivas tabelas de probabilidade condicional.

1. Estrutura de causa comum

Esta estrutura contempla n nós filhos B , dependentes de um único nó pai A , comum, de acordo com o modelo apresentado na Figura 16. A Tabela 16 apresenta a probabilidade condicional para cada estado possível do nó pai em relação a n nós filhos na estrutura de causa comum. Quando o nó pai A estiver no estado F , a probabilidade de ocorrência (V) do nó filho B_n é a diferença entre a frequência absoluta de B_n e a frequência causal de A em B_n , dividida pela diferença entre

o número i de instâncias e a frequência absoluta de A ; a probabilidade de não ocorrência (F) é o complemento de V . Quando o *nó pai* A estiver no estado V , a probabilidade de ocorrência (V) do *nó filho* B_n é a frequência causal de A em B_n , dividida pela frequência absoluta de A ; sua probabilidade de não ocorrência (F) é o complemento de V .

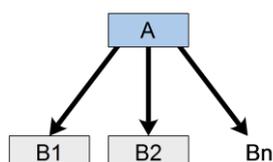


Figura 16 - Estrutura de causa comum em Redes Bayesianas

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 16 - Tabela de probabilidades condicionais para estruturas de causa comum

Nó Pai	Nó Filho B_n	
A	F	V
F	$1 - x$	$\frac{f_a(B_n) - f_c(A, B_n)}{i - f_a(A)} = x^*$
V	$1 - y$	$\frac{f_c(A, B_n)}{f_a(A)} = y$

*Para $i - f_a(A) > 0$. Caso contrário, $x = 0$.

Fonte: o autor, 2017. Adaptado de Kurscheidt Netto, 2015.

2. Estrutura de efeito comum

Esta estrutura contempla um único *nó filho* B , dependente de n *nós pais* A , como mostra o modelo da Figura 17. A Tabela 17 apresenta a probabilidade condicional para cada estado possível dos n *nós pais* em relação ao *nó filho* na estrutura de efeito comum. Quando todos os *nós pais* estiverem no estado F , o somatório das frequências causais destes *nós* em B é subtraído da frequência absoluta de B ; o resultado é dividido pela diferença entre o número i de instâncias e o somatório das frequências absolutas de A_n , compondo a probabilidade de ocorrência (V) de B , onde F é o complemento de V . Quando apenas um *nó pai* estiver no estado V , a probabilidade de ocorrência (V) do *nó filho* B é a frequência causal deste *nó pai* em B , dividida pela frequência absoluta do *nó pai*;

F é o complemento de V . Quando dois ou mais *nós pais* estiverem no estado V , somam-se as frequências causais destes *nós pais* em B e divide-se o resultado pelo somatório das frequências absolutas dos *nós pais*; este cálculo compõe a probabilidade de ocorrência (V) do *nó filho* B , onde F é o complemento de V .

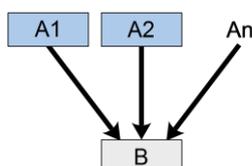


Figura 17 - Estrutura de efeito comum em Redes Bayesianas

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 17 - Tabela de probabilidades condicionais para estruturas de efeito comum

Nós Pais		Nó Filho B	
A_1	A_n	F	V
F	F	$1 - w$	$\frac{f_a(B) - \sum_{j=1}^n f_c(A_j, B)}{\sum_{j=1}^n f_a(A_j)} = w^*$
F	V	$1 - x$	$\frac{f_c(A_n, B)}{f_a(A_n)} = x$
V	F	$1 - y$	$\frac{f_c(A_1, B)}{f_a(A_1)} = y$
V	V	$1 - z$	$\frac{\sum_{i=1}^n f_c(A_i, B)}{\sum_{i=1}^n f_a(A_i)} = z$

Para $i - \sum_{j=1}^n f_a(A_j) > 0$. Caso contrário, $w = 0$.

Fonte: o autor, 2017. Adaptado de Kurscheidt Netto, 2015.

3. Estrutura mista

Esta estrutura contempla um único *nó filho* B , dependente de um *nó pai* A e de n *nós pais* C , que também possuam dependência de A . Ou seja, existem *nós pais* de B , chamados de C_n , que também são *nós filhos* de outro *nó pai* de B , chamado de A . A Figura 18 apresenta o modelo desta estrutura mista das Redes Bayesianas e a Tabela 18 apresenta a probabilidade condicional para cada estado possível dos *nós pais* A e C_n em relação ao *nó filho* B . Quando todos os *nós pais* de B estiverem no estado F , é subtraído da frequência absoluta de B o somatório das frequências causais destes *nós pais* em B ; o resultado é dividido

pela diferença entre o número i de instâncias e o somatório das frequências absolutas de todos os *nós pais* de B , compondo a probabilidade de ocorrência (V) de B , onde F é o complemento de V . Quando um ou mais *nós pais* C_n estiverem no estado V , não importa o estado do *nó pai* A ; a probabilidade de ocorrência (V) de B será o somatório das frequências causais de C_n em B dividido pelo somatório das frequências absolutas de C_n ; F é o complemento de V . Quando apenas o *nó pai* A estiver no estado V , a probabilidade de ocorrência (V) de B é a frequência causal de A em B dividida pela diferença entre a frequência absoluta de A e o somatório das frequências causais de A em todos os C_n ; analogamente aos outros casos, F é o complemento de V .

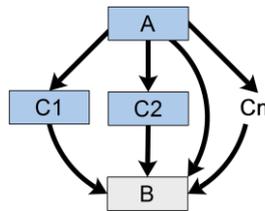


Figura 18 - Estrutura mista em Redes Bayesianas

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 18 - Tabela de probabilidades condicionais para estruturas mistas

Nós Pais		Nó Filho B	
A	C_n	F	V
F	F	$1 - x$	$\frac{f_a(B) - f_c(A,B) - \sum_{j=1}^n f_c(C_n,B)}{i - f_a(A) - \sum_{j=1}^n f_a(C_n)} = x^*$
X	V	$1 - y$	$\frac{\sum_{i=1}^n f_c(C_n,B)}{\sum_{i=1}^n f_a(C_n)} = y$
V	F	$1 - z$	$\frac{f_c(A,B)}{f_a(A) - \sum_{i=1}^n f_c(A,C_n)} = z$

*Para $i - f_a(A) - \sum_{j=1}^n f_a(C_n) > 0$. Caso contrário, $x = 0$.

Fonte: o autor, 2017.

3.3.3 Modelos preditivos

Um modelo preditivo é construído para cada atividade representada por um *nó* no modelo probabilístico estruturado em Redes Bayesianas, de acordo com as

recomendações da literatura para ajuste dos parâmetros e validação. Os valores que alimentam um determinado modelo preditivo correspondem às durações das ocorrências da respectiva atividade relacionada de acordo com a quantidade de registros e instâncias definidas na etapa de mineração de processos.

Cada registro de ocorrência de uma determinada atividade presente no registro de eventos deverá conter, obrigatoriamente, informações relacionadas a data e hora de início e fim desta ocorrência. Subtraindo o momento de fim do momento de início, é obtida a duração total de uma das ocorrências da atividade analisada. Este cálculo é feito para todas as ocorrências desta mesma atividade e os valores são armazenados na sequência em banco de dados. O mesmo processo é repetido para todas as atividades presentes no modelo probabilístico. A Figura 19 apresenta esta abordagem para a construção dos modelos preditivos.

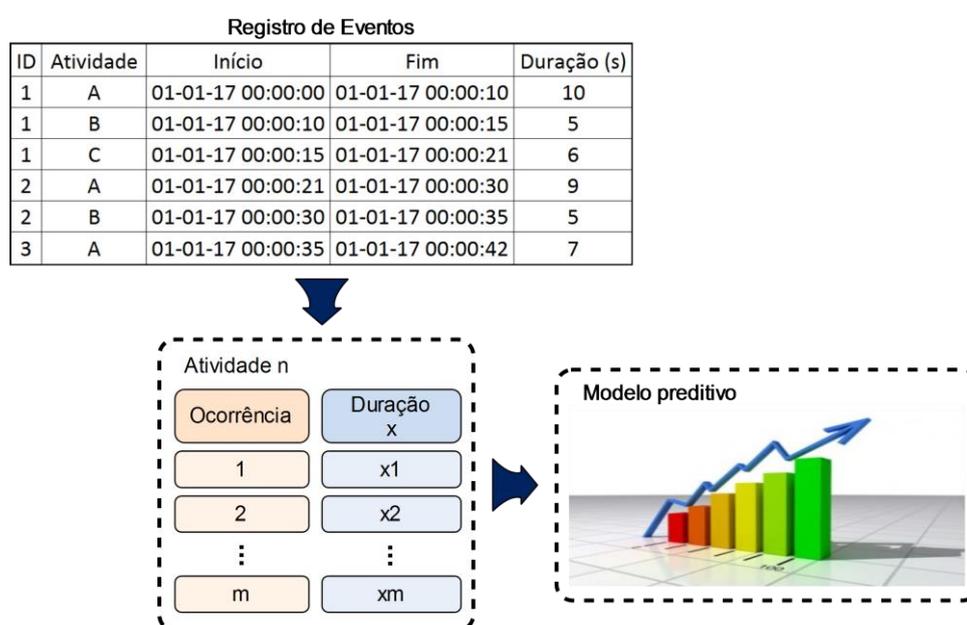


Figura 19 - Exemplo da abordagem para construção dos modelos preditivos

Fonte: o autor, 2017.

3.4 INTEGRAÇÃO DOS MODELOS PROBABILÍSTICO E PREDITIVOS

Nesta seção é apresentada a abordagem proposta para integração dos modelos probabilístico e preditivos, demonstrada na Figura 20. O modelo em Redes Bayesianas fornece a probabilidade para todos os estados possíveis de cada *nó*, seja ele *nó pai*

ou *nó filho*. Uma alteração simulada na probabilidade de um estado qualquer em um determinado *nó* implica em novas probabilidades para os estados dos outros *nós* interdependentes com este primeiro. A metodologia deste trabalho integra os modelos probabilístico e preditivos assumindo a probabilidade de um estado positivo $P(A_n)$ (probabilidade de ocorrência de uma determinada atividade) como fator multiplicador que irá delimitar o horizonte de previsão dos modelos preditivos. Deste modo, uma atividade A_n que possua $\alpha(A_n)$ ocorrências terá este valor ponderado pelo fator multiplicador resultando em $\beta(A_n)$, como mostra a Equação 3.1. Esta integração permite que o modelo probabilístico controle o comportamento de todos os modelos preditivos simultaneamente.

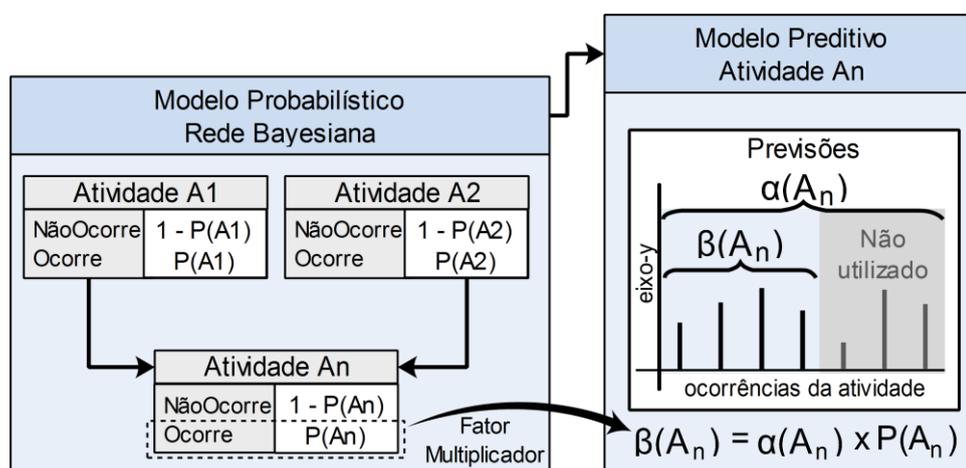


Figura 20 - Exemplo da abordagem para integração dos modelos probabilístico e preditivos

Fonte: o autor, 2017.

$$\beta(A_n) = \alpha(A_n) \times P(A_n), \quad (3.1)$$

onde $\alpha(A_n)$ é a quantidade padrão de ocorrências da atividade A_n ; e $P(A_n)$ é a probabilidade de ocorrência da atividade A_n estimada pelo modelo probabilístico, utilizada como fator multiplicador.

3.5 SIMULAÇÕES E INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS

Após integração e validação dos modelos, simulações de cenários distintos são abordadas dentro desta metodologia: alterações graduais das ocorrências de

manutenção para cálculo e estimativa dos melhores intervalos e, conseqüentemente, melhorias no desempenho do processo; e variações da frequência de atividades de produção para cálculo e estimativa de tempo ocioso ou tempo adicional do processo.

3.5.1 Alteração nos intervalos entre inspeções de manutenção preventiva

Para que os intervalos entre as inspeções de manutenção preventiva sejam manipulados durante a etapa de simulação desta metodologia, são necessários três pré-requisitos fundamentais: i) a existência de atividades de manutenção no registro de eventos analisado; ii) o sistema deve estar suscetível à degradação ao longo do tempo; e iii) a ocorrência de uma inspeção de manutenção deve reduzir, mesmo que sutilmente, o tempo de ciclo do processo. Esta abordagem integra comparativos de custo por unidades perdidas no processo, custos de manutenção e disponibilidade do equipamento através de pesos atribuídos pelo decisor (especialista) (KEENEY, 1976; KEENEY, 2002), com base nas alterações dos intervalos entre as inspeções de manutenção (BARLOW; HUNTER, 1960; DE ALMEIDA, 2012; O'CONNOR, 1985).

A Tabela 19 apresenta a descrição das variáveis utilizadas no desenvolvimento da metodologia proposta para a melhoria na definição dos intervalos entre inspeções de manutenção preventiva.

Tabela 19 - Variáveis utilizadas na determinação dos intervalos entre inspeções de manutenção preventiva

Variável	Descrição
t_{ij}	Tempos de ciclo individuais das unidades produzidas no horizonte analisado
T_1, T_2, \dots, T_i	Tempo de ciclo médio da i -ésima unidade produzida após uma ocorrência de manutenção
T_e	Tempo de ciclo médio esperado para cada unidade produzida
$T_{d1}, T_{d2}, \dots, T_{di}$	Tempo médio desperdiçado da i -ésima unidade produzida após uma ocorrência de manutenção
P_1, P_2, \dots, P_i	Quantidade média de unidades perdidas para a i -ésima unidade produzida após uma ocorrência de manutenção
C_p	Custo unitário por unidade perdida
$C_{p1}, C_{p2}, \dots, C_{pi}$	Custo médio por unidades perdidas para a i -ésima unidade produzida após uma ocorrência de manutenção
$t_{M1}, t_{M2}, \dots, t_{Mi}$	Tempo de duração da i -ésima ocorrência de manutenção
T_M	Tempo de duração médio das ocorrências de manutenção
c_M	Custo unitário de manutenção por unidade de tempo
C_M	Custo médio de uma ocorrência de manutenção
$I_M(t)$	Melhor intervalo estimado de manutenção em função do tempo (disponibilidade)
$I_M(c)$	Melhor intervalo estimado de manutenção em função do custo
k_t	Peso estimado pelo especialista para função <i>disponibilidade</i> ¹
k_c	Peso estimado pelo especialista para função <i>custo</i> ¹
$I_M(t, c)$	Melhor intervalo estimado de manutenção em função do tempo e custo

¹O somatório dos pesos estimados pelo especialista deve ser igual a 1 ($k_t + k_c = 1$).

Todos os cálculos envolvendo variáveis de índice i são realizados sobre os valores reais, até onde estes existam. Os valores estimados pelos modelos preditivos só serão utilizados para índices maiores que a quantidade da respectiva variável encontrada no registro de eventos real. Este método garante uma maior confiabilidade dos resultados, visto que a maioria dos valores calculados é determinada com base em dados reais.

Primeiramente são obtidos os tempos de ciclo individuais das unidades produzidas, somando-se a duração real das atividades que as compõem — assume-se um processo ideal — e que, também, apresentem tendências ou sazonalidade em suas durações ao longo do tempo. Para tanto, é definida uma atividade inicial que se repete apenas quando a produção da unidade atual estiver concluída. Portanto, não é incluída a duração das atividades de manutenção e demais atividades não relacionadas no processo ideal. Para cada $t_{i,j}$, o índice i indica a i -ésima unidade produzida após uma ocorrência de manutenção; e j indica a j -ésima ocorrência de manutenção.

O tempo de ciclo médio da i -ésima unidade produzida após uma ocorrência de manutenção é obtido através da Equação 3.2.

$$T_i = \frac{\sum_{j=1}^n t_{i,j}}{n}, \quad \forall i = 1, \dots, M, \quad (3.2)$$

onde n é a quantidade de ocorrências da i -ésima unidade produzida após uma ocorrência de manutenção; e M representa o valor máximo de i presente no horizonte analisado. O processo é repetido M vezes, uma para cada i , até que sejam obtidos todos os valores T_i .

O tempo de ciclo médio esperado para cada unidade produzida desconsidera degradação do sistema. Para tanto, é atribuído o mesmo valor do tempo de ciclo médio da primeira unidade produzida após uma ocorrência de manutenção. Esta abordagem é adaptada de O'Connor (1985) e De Almeida (2012), considerando que a ocorrência de manutenção produza um efeito similar ao *as-good-as-new*, reduzindo o tempo de ciclo do processo e a degradação do sistema para o melhor estado possível. Portanto, em função da degradação, espera-se que o menor tempo de ciclo seja encontrado na produção da primeira unidade após a ocorrência da manutenção; e que unidades

produzidas após esta primeira já apresentem tempos de ciclo maiores. Portanto, o tempo de ciclo médio esperado é definido como mostra a Equação 3.3.

$$T_e = T_1. \quad (3.3)$$

O tempo médio desperdiçado para cada i -ésima unidade produzida após a ocorrência de manutenção é obtido através da Equação 3.4.

$$T_{di} = T_i - T_e, \quad \forall i = 1, \dots, M, \quad (3.4)$$

onde M é a quantidade de termos T_i . O processo é repetido M vezes, uma para cada i , até que sejam obtidos todos os valores T_{di} .

A quantidade média de unidades perdidas, ou fração desta, para a i -ésima unidade produzida após a ocorrência de manutenção é obtida através da Equação 3.5.

$$P_i = \frac{T_{di}}{T_e}, \quad \forall i = 1, \dots, M, \quad (3.5)$$

onde M é a quantidade de termos T_{di} . O processo é repetido M vezes, uma para cada i , até que sejam obtidos todos os valores P_i .

O custo unitário por unidade perdida é definido pelo decisor (especialista); e o custo médio por unidades perdidas para a i -ésima unidade produzida após a ocorrência de manutenção é obtido pela Equação 3.6.

$$C_{Pi} = P_i \times c_P, \quad \forall i = 1, \dots, M, \quad (3.6)$$

onde c_P é o custo unitário por unidade perdida; e M é a quantidade de termos P_i . O processo é repetido M vezes, uma para cada i , até que sejam obtidos todos os valores C_{Pi} .

O tempo médio de duração das intervenções de manutenção é obtido através da Equação 3.7.

$$T_M = \frac{\sum_{i=1}^n t_{Mi}}{n}, \quad (3.7)$$

onde n é a quantidade de intervenções de manutenção no horizonte estudado; e $t_{M i}$ é o tempo de duração da i -ésima intervenção de manutenção dentro deste mesmo horizonte.

O custo unitário da manutenção preventiva, por unidade de tempo é, também, estabelecido pelo especialista; e o custo médio de uma ocorrência de manutenção é obtido através da Equação 3.8.

$$C_M = T_M \times c_M, \quad (3.8)$$

onde T_M é o tempo médio de duração das intervenções de manutenção; e c_M é o custo unitário de manutenção, por unidade de tempo.

O melhor intervalo estimado entre as inspeções de manutenção para a função *disponibilidade* é obtido através das Equações 3.9 e 3.10.

$$S(t)_i = \sum_{i=1}^n T_{di}, \quad (3.9)$$

onde n é a quantidade de termos T_{di} .

$$I_M(t) = i - 1, \quad (3.10)$$

tal que, da Equação 3.9, $S(t)_{i-1} \leq T_M < S(t)_i$. Se esta condição não puder ser satisfeita, não existe um i para estimar o melhor intervalo entre as inspeções de manutenção para a função *disponibilidade*. Sendo satisfeita, a cada i unidades produzidas deverá ocorrer uma interferência de manutenção preventiva.

O melhor intervalo estimado entre as inspeções de manutenção para a função *custo* é obtido através das Equações 3.11 e 3.12.

$$S(c)_i = \sum_{i=1}^n C_{P i}, \quad (3.11)$$

onde n é a quantidade de valores $C_{P i}$.

$$I_M(c) = i - 1, \quad (3.12)$$

tal que, da Equação 3.11, $S(c)_{i-1} \leq C_M < S(c)_i$. Se esta condição não puder ser satisfeita, não existe um i para estimar o melhor intervalo entre inspeções de manutenção para a função *custo*. Sendo satisfeita, a cada i unidades produzidas deverá ocorrer uma interferência de manutenção preventiva.

Esta abordagem determina um intervalo entre inspeções de manutenção que minimiza o tempo desperdiçado para a função *disponibilidade* e outro que minimiza os custos envolvidos para a função *custo*. Ou seja, se as condições impostas para as Equações 3.9 e 3.11 puderem ser satisfeitas, sempre haverá um i ideal para a função *disponibilidade* e outro i ideal para a função *custo*.

Os pesos k_t e k_c para as funções *disponibilidade* e *custo*, respectivamente, são definidos pelo especialista de acordo com a importância ou criticidade de cada termo dadas as políticas da organização, onde $k_t + k_c = 1$ (KEENEY, 1976; KEENEY, 2002).

Ponderando os intervalos estimados entre as inspeções de manutenção para funções *disponibilidade* e *custo* pelos pesos contrários ¹, é obtido o melhor intervalo estimado de manutenção preventiva, $I_M(t, c)$, considerando a parte inteira do resultado, através da Equação 3.13.

$$I_M(t, c) = I_M(t) + I_M(c) - k_t I_M(c) - k_c I_M(t), \quad (3.13)$$

onde $I_M(t)$ é a melhor estimativa de intervalo entre inspeções de manutenção para a função *disponibilidade*; $I_M(c)$ é a melhor estimativa de intervalo entre inspeções de manutenção para a função *custo*; k_t é o peso para a função *disponibilidade*; e k_c é o peso para a função *custo*.

3.5.2 Alteração da frequência de atividades para estimativas de tempo ocioso e tempo adicional do processo

Nesta abordagem, as atividades poderão ter sua frequência de ocorrência alterada, sendo esta ampliada ou reduzida. Primeiramente, o modelo probabilístico é colocado em seu estado inicial (parametrização padrão), representando o número

¹ Os produtos entre pesos e funções são obtidos inversamente (peso disponibilidade x função custo; peso custo x função disponibilidade), garantindo que o resultado seja maior que zero.

aproximado de ocorrências reais da atividade de interesse dentro de um intervalo de tempo pré-definido e de acordo com o comportamento real do processo. Utilizando os horizontes de previsão dos modelos preditivos, ponderados pelos respectivos fatores multiplicadores do modelo probabilístico, é realizado um somatório das durações estimadas de todas as ocorrências das atividades representadas nestes modelos preditivos. Este somatório será chamado de *Estimativa Controle*, sendo utilizado como parâmetro comparativo com os demais somatórios obtidos das simulações. O cálculo da *Estimativa Controle* (E_C) e das estimativas simuladas (E_S) é estruturado pela Equação 3.14.

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m t(j), \quad (3.14)$$

onde n é a quantidade de modelos preditivos ou atividades por eles representadas; e para cada modelo preditivo i ou atividade i , m é a quantidade de valores estimados ou reais e t é o tempo de duração do j -ésimo valor estimado ou real, respectivamente.

Para simulações que fornecem estimativas E_S menores que a *Estimativa Controle*, é obtido um tempo ocioso do processo, T_{ocioso} , como mostra a Equação 3.15.

$$T_{ocioso} = E_C - E_S, \quad | E_S \leq E_C, \quad (3.15)$$

onde E_C é o somatório padrão das durações estimadas das atividades ou *Estimativa Controle*; e E_S é o somatório das durações estimadas das atividades resultante da simulação.

Para simulações que fornecem estimativas E_S maiores que a *Estimativa Controle*, é obtido um tempo adicional do processo, $T_{adicional}$, necessário para a realização das respectivas atividades do processo, como mostra a Equação 3.16.

$$T_{adicional} = E_S - E_C, \quad | E_C \leq E_S, \quad (3.16)$$

onde E_C é o somatório padrão das durações estimadas das atividades ou *Estimativa Controle*; e E_S é o somatório das durações estimadas das atividades resultante da simulação.

Analogamente às duas abordagens de redução e aumento simulados da frequência de ocorrência das atividades, a *Estimativa Controle* por si só já representa um resultado a ser explorado e utilizado em caso da não necessidade de variação das frequências. Esta *Estimativa Controle* fornece estimativa do tempo necessário para a realização das atividades dentro do intervalo padrão pré-estabelecido.

Considerando um cenário simulado para um sistema suscetível à degradação ao longo do tempo, é esperada uma estimativa melhor com o somatório das durações reais (até onde o histórico ou registro de eventos permitam), ou obtidas com modelos preditivos, do que da utilização de estimativas baseadas nas médias destas durações, visto que valores médios não irão contemplar a variação futura destas durações das atividades em função de tal degradação.

4 ESTUDO APLICADO

Nesta seção é apresentada a implementação da metodologia proposta em um estudo aplicado, contemplando as possibilidades descritas para simulação com a utilização de um registro de eventos real proveniente de um torno CNC instalado numa indústria automotiva brasileira.

4.1 PREPARAÇÕES INICIAIS

O arquivo possui 13.053 registros de atividades produtivas para um determinado produto. O período compete entre as datas de 19 de janeiro de 2012 e 23 de abril de 2012 (Tabela 20). Há lacunas entre estas datas (finais de semana, feriados, turno sem demanda etc.); porém, tal fato não influencia nos resultados, visto que não há alterações de comportamento do processo entre estes intervalos.

Tabela 20 - Período referente aos registros reais utilizados no estudo aplicado

Registro	Data e Hora
Primeiro registro	19/01/2012 07:54:31
Último registro	23/04/2012 20:21:50

Fonte: o autor, 2017.

O arquivo foi inicialmente carregado na plataforma de mineração de processos Disco[®], onde foram obtidas as principais informações referentes às atividades presentes no processo, apresentadas na tabela 21.

Tabela 21 - Atividades e respectivas informações obtidas na mineração de processos da plataforma Disco[®]

Atividade	Frequência absoluta	Frequência relativa
Retirada do produto	3.283	25,15%
Máquina trabalhando	3.282	25,14%
Alimentação de máquina	3.206	24,56%
Parada de curta duração	3.135	24,02%
Reajustes	59	0,45%
Apontamento de kanban	31	0,24%
Intervalo	18	0,14%
Medição	18	0,14%
Desgaste de ferramenta	15	0,11%
Reuniões	3	0,02%
Limpeza	2	0,02%
Treinamentos	1	0,01%

Fonte: o autor, 2017.

O modelo do processo apresenta demasiados caminhos — arcos entre as atividades — ocasionando o chamado *Spaghetti process* (van der AALST, 2011). Este comportamento dificulta a visualização do modelo do processo, como mostra a Figura 21. O passo seguinte, com a exclusão de instâncias incompletas e atividades que não possuem dependência da atividade de interesse, auxilia nesta questão.

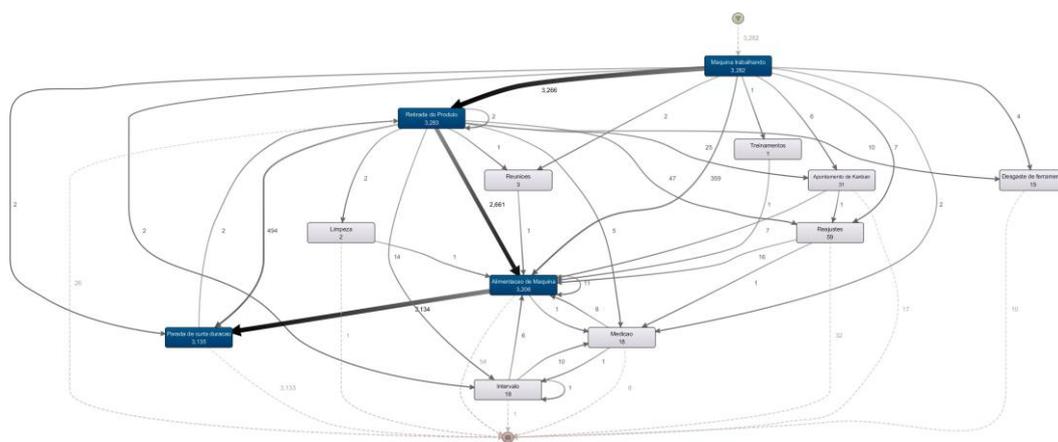


Figura 21 – Modelo do processo real obtido através de mineração de dados na plataforma DISCO[®]

Fonte: o autor, 2017.

Para a sequência do estudo aplicado, assume-se a atividade *Máquina trabalhando* como atividade de interesse.

Na Figura 22 é apresentado o grafo de dependências onde é assumido um modelo do processo suportado por julgamento especialista, com a exclusão de instâncias incompletas e atividades que não possuem dependência da atividade de interesse ou demais dependentes desta.

A Tabela 22 apresenta as atividades dependentes da atividade de interesse ou interdependentes entre si, mantidas para a composição do modelo probabilístico. Observando a exclusão de *Limpeza*, *Reuniões* e *Treinamentos* nesta tabela, assume-se que, para o caso de variação na probabilidade de ocorrência da atividade de interesse, estas três atividades não terão sua frequência alterada. Adicionalmente, a atividade *Retirada do produto* também foi excluída por se tratar de uma atividade de duração nula (evento para contabilizar a quantidade de unidades produzidas), o que não influencia nas estimativas dos modelos preditivos.

Após estes ajustes iniciais, manteve-se um total de 9.764 registros das respectivas atividades a serem utilizadas no estudo aplicado referente à implementação da presente metodologia.

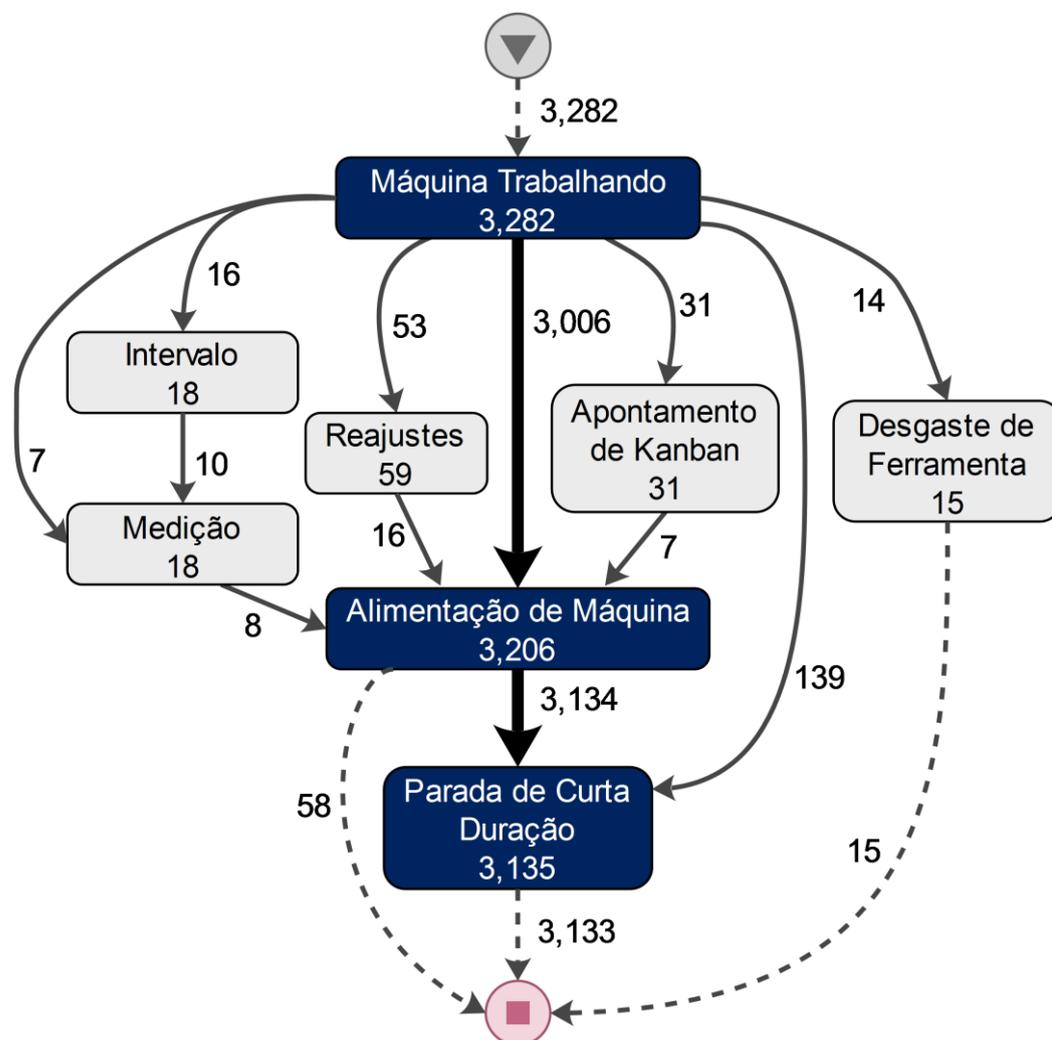


Figura 22 - Modelo do processo obtido para o estudo aplicado

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 22 - Atividades e respectivas informações obtidas após julgamento especialista

Atividade	Frequência absoluta	Frequência relativa
Máquina trabalhando	3.282	33,61%
Alimentação de máquina	3.206	32,83%
Parada de curta duração	3.135	32,11%
Reajustes	59	0,60%
Apontamento de kanban	31	0,32%
Intervalo	18	0,18%
Medição	18	0,18%
Desgaste de ferramenta	15	0,15%

Fonte: o autor, 2017.

O modelo probabilístico em Redes Bayesianas (Figura 23) foi construído de acordo com o modelo do processo (grafo de dependências) apresentado na Figura 22.

Utilizando os métodos propostos nas Tabelas 16 (pág. 70), 17 (pág. 71) e 18 (pág. 72), foram realizados os cálculos para a construção das tabelas de probabilidades condicionais para cada *nó filho* da Rede Bayesiana; os respectivos resultados são apresentados nas Tabelas 23–29.

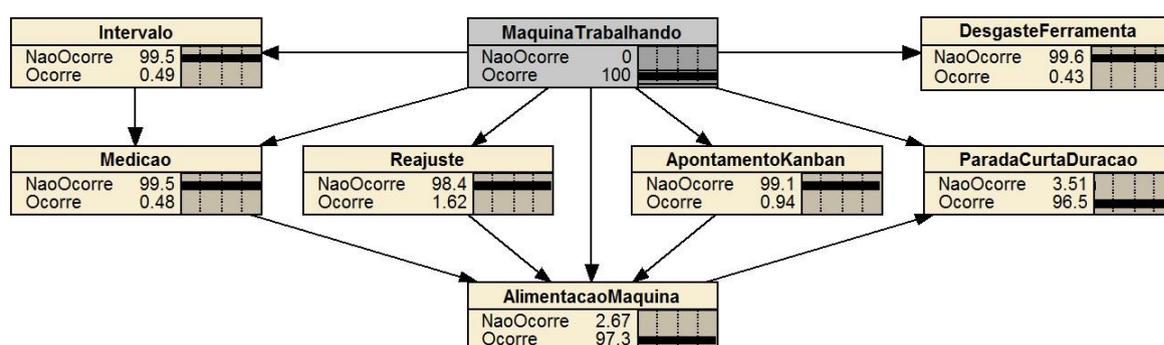


Figura 23 - Modelo probabilístico em Redes Bayesianas desenvolvido para o estudo aplicado

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 23 - Probabilidades condicionais para o nó *Intervalo*

MaquinaTrabalhando	Intervalo	
	NaoOcorre	Ocorre
NaoOcorre	1,00000	0,00000
Ocorre	0,99512	0,00488

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 24 - Probabilidades condicionais para o nó *DesgasteFerramenta*

MaquinaTrabalhando	DesgasteFerramenta	
	NaoOcorre	Ocorre
NaoOcorre	1,00000	0,00000
Ocorre	0,99573	0,00427

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 25 - Probabilidades condicionais para o nó *Reajuste*

MaquinaTrabalhando	Reajuste	
	NaoOcorre	Ocorre
NaoOcorre	1,00000	0,00000
Ocorre	0,98385	0,01615

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 26 - Probabilidades condicionais para o nó *ApontamentoKanban*

MaquinaTrabalhando	ApontamentoKanban	
	NaoOcorre	Ocorre
NaoOcorre	1,00000	0,00000
Ocorre	0,99055	0,00945

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 27 - Probabilidades condicionais para o nó *Medicao*

Intervalo	MaquinaTrabalhando	Medicao	
		NaoOcorre	Ocorre
NaoOcorre	NaoOcorre	1,00000	0,00000
NaoOcorre	Ocorre	0,99786	0,00214
Ocorre	NaoOcorre	0,44445	0,55555
Ocorre	Ocorre	0,44445	0,55555

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 28 - Probabilidades condicionais para o nó *ParadaCurtaDuracao*

AlimentacaoMaquina	MaquinaTrabalhando	ParadaCurtaDuracao	
		NaoOcorre	Ocorre
NaoOcorre	NaoOcorre	1,00000	0,00000
NaoOcorre	Ocorre	0,49638	0,50362
Ocorre	NaoOcorre	0,02246	0,97754
Ocorre	Ocorre	0,02246	0,97754

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 29 - Probabilidades condicionais para o nó *AlimentacaoMaquina*

Medicao	Reajuste	MaquinaTrabalhando	ApontamentoKanban	AlimentacaoMaquina	
				NaoOcorre	Ocorre
NaoOcorre	NaoOcorre	NaoOcorre	NaoOcorre	1,00000	0,00000
NaoOcorre	NaoOcorre	NaoOcorre	Ocorre	0,77419	0,22581
NaoOcorre	NaoOcorre	Ocorre	NaoOcorre	0,00529	0,99471
NaoOcorre	NaoOcorre	Ocorre	Ocorre	0,77419	0,22581
NaoOcorre	Ocorre	NaoOcorre	NaoOcorre	0,72881	0,27719
NaoOcorre	Ocorre	NaoOcorre	Ocorre	0,74445	0,25555
NaoOcorre	Ocorre	Ocorre	NaoOcorre	0,72881	0,27719
NaoOcorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre	0,74445	0,25555
Ocorre	NaoOcorre	NaoOcorre	NaoOcorre	0,55556	0,44444
Ocorre	NaoOcorre	NaoOcorre	Ocorre	0,69388	0,30612
Ocorre	NaoOcorre	Ocorre	NaoOcorre	0,55556	0,44444
Ocorre	NaoOcorre	Ocorre	Ocorre	0,69388	0,30612
Ocorre	Ocorre	NaoOcorre	NaoOcorre	0,68831	0,31169
Ocorre	Ocorre	NaoOcorre	Ocorre	0,71297	0,28703
Ocorre	Ocorre	Ocorre	NaoOcorre	0,68831	0,31169
Ocorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre	0,71296	0,28704

Fonte: o autor, 2017.

Um modelo preditivo foi construído para cada uma das oito atividades relacionadas neste estudo aplicado. A Tabela 30 apresenta tais atividades e os respectivos modelos utilizados, de acordo com a melhor adaptação de tais modelos às séries temporais a que foram submetidos.

Tabela 30 - Modelos preditivos aplicados nas séries temporais das atividades relacionadas no estudo aplicado

Atividade	Modelo preditivo
Máquina trabalhando	ARIMA(2,2,1)
Alimentação de máquina	MMS
Parada de curta duração	SES
Reajustes	ARIMA(2,2,1)
Conferência de kanban	MMS
Intervalo	MMS
Medição	MMS
Desgaste de ferramenta	ARIMA(2,2,1)

Fonte: o autor, 2017.

4.2 ESTIMATIVAS DE MELHORIA NOS INTERVALOS DE MANUTENÇÃO

Para a obtenção das estimativas de melhoria dos intervalos de manutenção é assumido um processo ideal, onde são selecionadas apenas as atividades que o compõe. Para o caso deste estudo aplicado, tais atividades são: *Máquina trabalhando*; *Retirada do produto*; *Alimentação de máquina* e *Parada de curta duração*. A atividade *Retirada do produto*, como já descrito, foi excluída do modelo por apresentar duração nula (evento utilizado apenas para contabilizar a quantidade de unidades produzidas) e não influenciar nos resultados.

4.2.1 Obtenção das variáveis

O registro de eventos real possui um total de 3.282 unidades produzidas e 59 atividades de manutenção, o que equivale, aproximadamente, a 56 unidades produzidas a cada ocorrência de tal manutenção. Os 56 valores reais de duração média destas 3.282 ocorrências são apresentados na Figura 24, comparados com os 100 primeiros valores estimados pelo modelo preditivo. Estes valores correspondem à variável T_i , com valores reais até T_{56} e valores estimados para $i > 56$.

O tempo de ciclo médio esperado é obtido fazendo $T_e = T_1$. Como o valor médio encontrado para T_1 é de 66,9 segundos, tem-se que $T_e = 66,9s$.

A Figura 25 apresenta os primeiros 56 tempos médios reais desperdiçados, calculados para a variável T_{di} , para cada unidade i produzida entre as ocorrências de manutenção, comparados com os 100 primeiros valores estimados pelo modelo preditivo. Valores reais são utilizados até T_{d56} e valores estimados para $i > 56$.

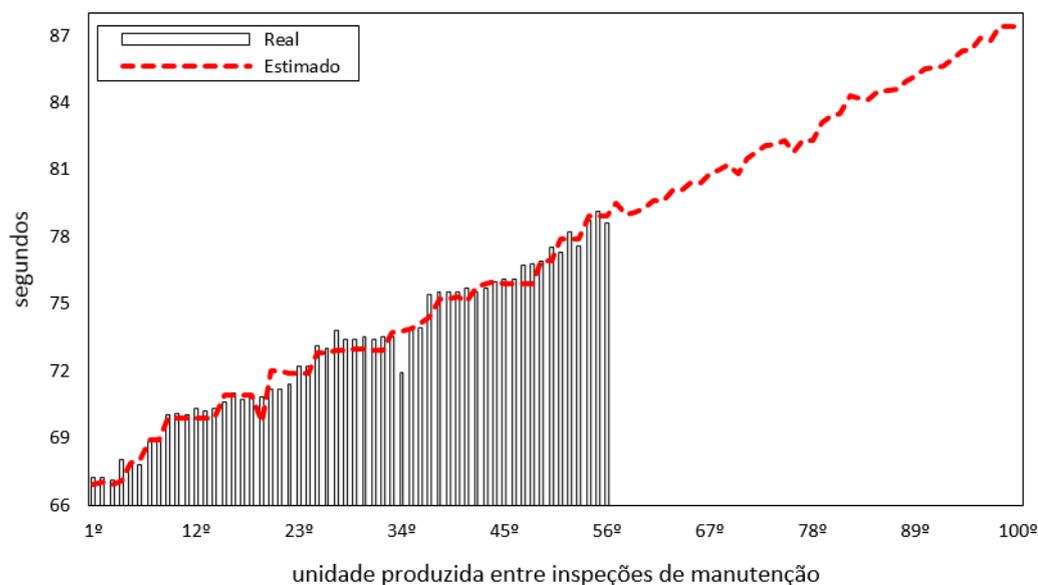


Figura 24 - Durações médias para cada unidade produzida entre as intervenções de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

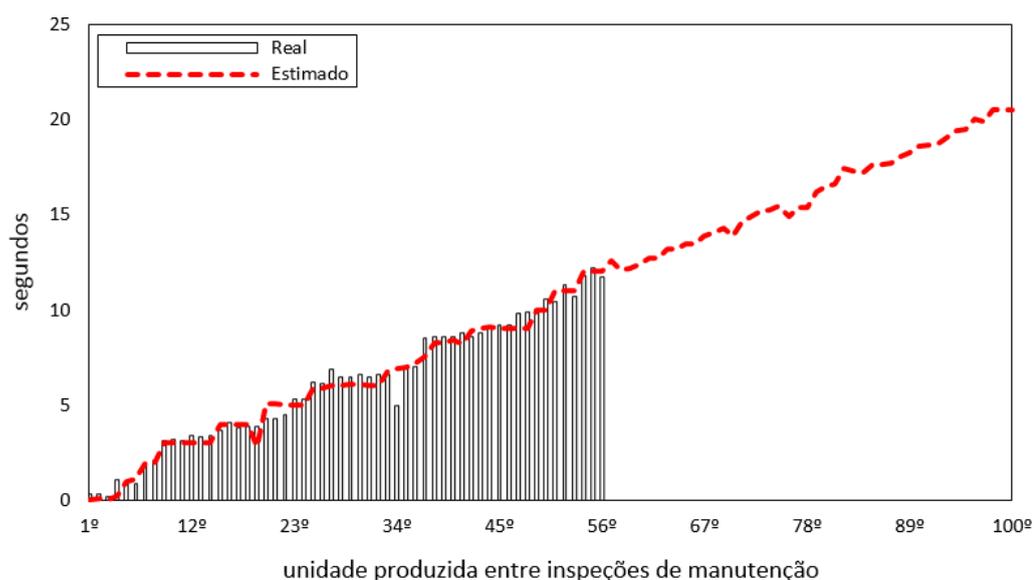


Figura 25 - Tempo médio desperdiçado em relação ao tempo de ciclo esperado para cada unidade produzida entre as intervenções de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

A Figura 26 apresenta os primeiros 56 valores médios reais de unidades perdidas calculados para a variável P_i , para cada unidade i produzida entre as ocorrências de manutenção (atividade *Reajustes*) presentes no registro de eventos utilizado, comparados com os 100 primeiros valores estimados pelo modelo preditivo. Analogamente ao tratamento das variáveis anteriores, valores reais são utilizados até P_{56} e valores estimados para $i > 56$.

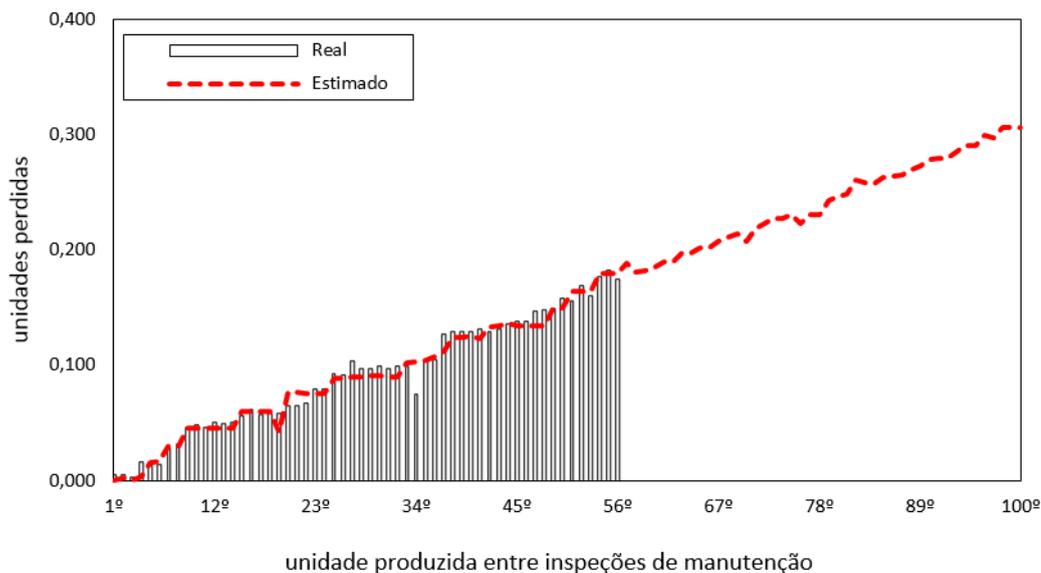


Figura 26 - Quantidade média de unidades perdidas para cada unidade produzida entre as intervenções de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

É assumido um custo unitário por unidade perdida, definido pelo especialista, igual a 10 unidades monetárias. Portanto, $C_P = 10,00$. O cálculo de C_{P_i} é realizado e a Figura 27 apresenta os primeiros 56 valores médios, assumidos como reais, referentes ao custo por unidades perdidas (variável C_{P_i}) para cada unidade i produzida entre as ocorrências de manutenção, comparados com os 100 primeiros valores estimados pelo modelo preditivo. Valores reais são utilizados até $C_{P_{56}}$ e valores estimados para $i > 56$.

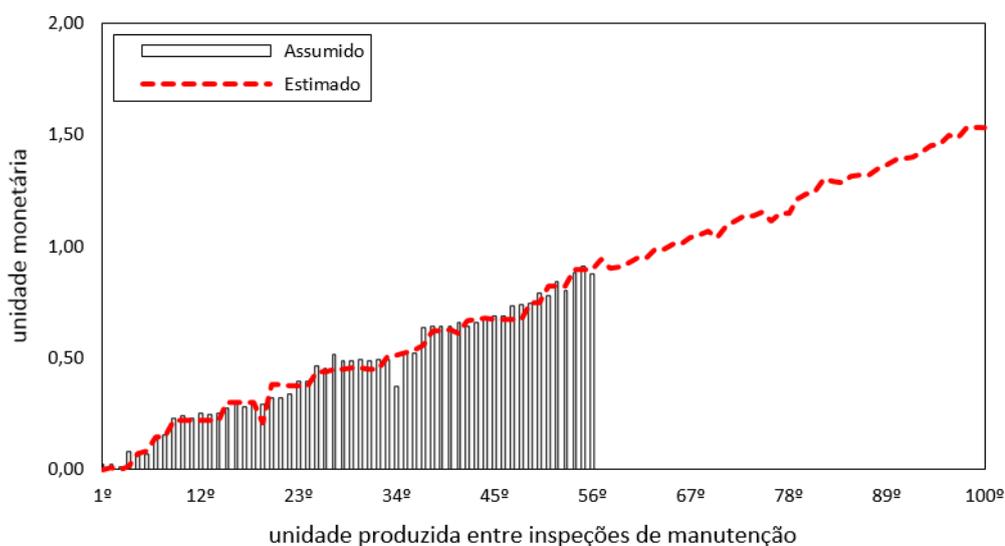


Figura 27 - Custo médio por unidades perdidas para cada unidade produzida entre as intervenções de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

Dividindo o somatório dos tempos reais de manutenção presentes no registro de eventos pelo número de termos é encontrado o tempo médio, em segundos, destas ocorrências de manutenção. Para o caso deste estudo aplicado, $T_M = 277, 1s$.

É assumido um custo unitário de manutenção por unidade de tempo, estabelecido pelo especialista, de 0,25 unidades monetárias. Portanto, $c_M = 0, 25$. O cálculo do custo médio de uma ocorrência de manutenção é realizado fazendo $C_M = T_M \times c_M$. Como $T_M = 277, 1$ e $c_M = 0, 25$, tem-se que $C_M = 69, 28$, em unidades monetárias.

4.2.2 Estimativa dos intervalos entre inspeções de manutenção para as funções *disponibilidade e custo*

Para se estimar o melhor intervalo entre inspeções de manutenção para a função *disponibilidade* ($I_M(t)$), é realizado um processo iterativo onde são somados os valores T_{di} . Para cada iteração (incremento do contador i), o somatório $S(t)$ é comparado com o valor de T_M . O processo é interrompido quando $S(t)_{i-1} \leq T_M < S(t)_i$. Neste estudo aplicado, $S(t)_{50} \leq T_M < S(t)_{51}$ ou, $276, 10 \leq 277, 1 < 286, 50$. Portanto, fazendo $I_M(t) = i - 1$ tem-se que $I_M(t) = 50$. Ou seja, para que o menor consumo de tempo no processo seja alcançado no universo abordado, deverá existir uma ocorrência de manutenção a cada 50 unidades produzidas.

Analogamente, para se estimar o melhor intervalo entre inspeções de manutenção para a função *custo* ($I_M(c)$), é realizado um processo iterativo onde são somados os valores C_{Pi} . Para cada iteração (incremento do contador i), o somatório $S(c)$ é comparado com o valor de C_M . O processo é interrompido quando $S(c)_{i-1} \leq C_M < S(c)_i$. Neste estudo aplicado, $S(c)_{65} \leq C_M < S(c)_{66}$ ou, $68, 58 \leq 69, 28 < 70, 59$. Portanto, fazendo $I_M(c) = i - 1$ tem-se que $I_M(c) = 65$. Ou seja, para que o menor custo no processo seja alcançado no universo abordado, deverá existir uma ocorrência de manutenção a cada 65 unidades produzidas.

A Figura 28 apresenta os valores acumulados de tempo desperdiçado e custo por unidade perdida e os limiares médios de duração e custo de manutenção. É possível perceber que os valores acumulados cruzam os respectivos limiares exatamente nos intervalos calculados para $I_M(t)$ e $I_M(c)$.

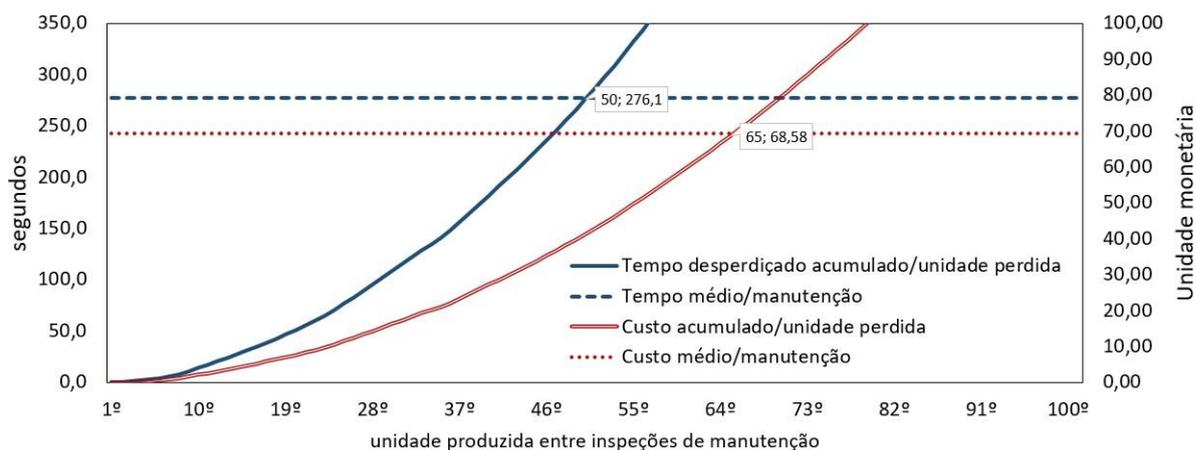


Figura 28 - Comparativos entre os valores acumulados de tempo e custo em relação aos respectivos limiares médios de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

4.2.3 Validação do método para estimativa dos intervalos entre inspeções de manutenção

Como forma de comprovar o método, os intervalos de manutenção $I_M(t)$ e $I_M(c)$ foram variados de 1 até 100. Os resultados são apresentados na Figura 29. Percebe-se que o valor mínimo para a função *disponibilidade* se encontra na unidade produzida de número 50, assim como o valor mínimo para a função *custo* se encontra na unidade de número 65, conforme valores encontrados para as respectivas variáveis.

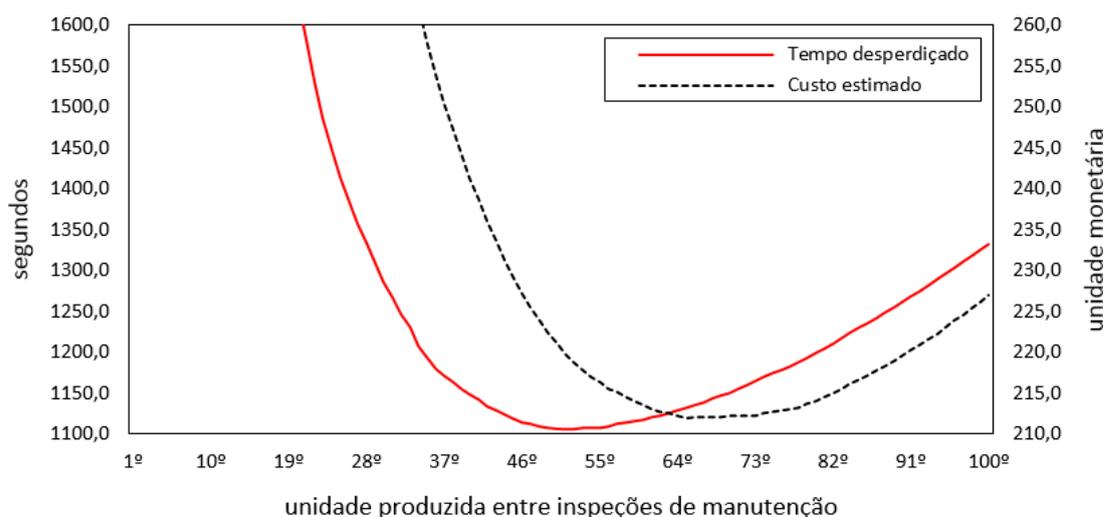


Figura 29 - Tempo desperdiçado e custo acumulado para variações entre 1 e 100 dos intervalos de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

4.2.4 Análise dos resultados parciais

Antes da aplicação dos pesos para a ponderação dos intervalos de manutenção para as funções *disponibilidade* e *custo*, optou-se pela avaliação individual dos resultados das respectivas funções, objetivando evidenciar qualquer possível inconsistência ou divergência nos valores encontrados.

Avaliando apenas os resultados para a função *disponibilidade*, apresentados na Tabela 31, percebe-se uma melhoria de, aproximadamente, 1,40% em função do tempo total desperdiçado no horizonte analisado do processo. Embora o número estimado de ocorrências de manutenção seja maior que o número real, ocasionando um tempo maior para a realização destas atividades de manutenção, o tempo desperdiçado entre estes intervalos é suficientemente menor para que, no geral, a melhoria aconteça. Outra questão que reforça a validade dos resultados é o fato de que, neste caso, não foram utilizados valores simulados pelos modelos preditivos e, sim, apenas valores reais extraídos do registro de eventos.

Tabela 31 - Comparativo para a função *disponibilidade* entre valores reais e estimados no horizonte analisado

Variável	Descrição	Real	Estimado
M_T	Total de ocorrências de manutenção	59	66
U_T	Total de unidades produzidas entre inspeções de manutenção	56	50
t_D	Tempo desperdiçado entre dois intervalos de manutenção (minutos)	5,86	4,60
t_{TD}	Tempo total desperdiçado entre inspeções = $(M_T - 1) \times t_D$	339,88 272,48	299,00 304,81
t_M	Tempo total de manutenção = $(M_T \times 211,1)/60$		
T_{TD}	Tempo total desperdiçado = $t_{TD} + t_M$	612,36	603,81

Fonte: o autor, 2017.

Avaliando apenas os resultados para a função *custo*, apresentados na Tabela 32, percebe-se uma melhoria de, aproximadamente, 2,41% em função do custo total no horizonte avaliado do processo. Embora o custo total por unidades perdidas para o intervalo estimado seja maior que o custo assumido como real, o número de ocorrências de manutenção é suficientemente menor para que, no geral, a melhoria aconteça. Diferente do estudo sobre a função *disponibilidade*, os valores das variáveis para $i > 56$ são apenas estimativas obtidas dos modelos preditivos. Porém, a validação dos modelos preditivos e o nível de confiabilidade de 95% garantem, também, a validação dos resultados.

Tabela 32 - Comparativo para a função *custo* entre valores assumidos como reais e estimados no horizonte analisado

Variável	Descrição	Real	Estimado
M_T	Total de ocorrências de manutenção	59	51
U_T	Total de unidades produzidas entre inspeções de manutenção	56	65
C_{UP}	Custo por unidades perdidas entre dois intervalos de manutenção	\$52,53	\$68,58
C_{TU}	Custo total por unidades perdidas entre inspeções = $(M_T - 1) \times C_{UP}$	\$3.046,74	\$3.429,00
C_{TM}	Custo total de manutenção = $M_T \times 69,28$	\$4.087,52	\$3.533,28
C_T	Custo total = $C_{TU} + C_{TM}$	\$7.134,26	\$6.962,28

Fonte: o autor, 2017.

4.2.5 Integração das funções *disponibilidade* e *custo*

Para balancear o intervalo entre inspeções de manutenção, integrando as funções *disponibilidade* e *custo*, são incorporados os pesos k_t e k_c definidos pelo especialista. Fazendo $I_M(t, c) = I_M(t) + I_M(c) - k_c I_M(t) - k_t I_M(c)$, obtém-se a estimativa do melhor intervalo.

Para efeitos de simulação neste estudo aplicado, três casos foram assumidos para os pesos k_t e k_c :

1. $k_t = 1$ e $k_c = 0$;

Fazendo $I_M(t, c) = 50 + 65 - 0(50) - 1(65)$ tem-se que $I_M(t, c) = 50$.

2. $k_t = 0$ e $k_c = 1$;

Fazendo $I_M(t, c) = 50 + 65 - 1(50) - 0(65)$ tem-se que $I_M(t, c) = 65$.

3. $k_t = 0,5$ e $k_c = 0,5$.

Fazendo $I_M(t, c) = 50 + 65 - 0,5(50) - 0,5(65)$ tem-se que $I_M(t, c) = 57,5$. Por fim, utilizando apenas a parte inteira do resultado, $I_M(t, c) = 57$.

Estes casos demonstram a funcionalidade dos pesos para a ponderação dos intervalos. Quanto maior o peso definido para uma determinada função, mais próximo do respectivo intervalo será estimado o intervalo final. Isto fará com que o desempenho para esta função aumente. No entanto, reduzirá o desempenho para a outra função. Este comportamento é inevitável — salvo valores idênticos dos intervalos para ambas funções — exigindo cautela por parte do especialista e critérios coerentes na definição dos pesos.

4.3 ALTERAÇÕES SIMULADAS NA DEMANDA PRODUTIVA PARA ESTIMATIVAS DE TEMPO DE PRODUÇÃO

Para a presente etapa de aplicação da metodologia foram realizadas duas simulações distintas: a primeira delas consiste em reduzir a demanda produtiva — frequência da atividade de interesse — para estimar o tempo ocioso resultante do processo; a segunda consiste em aumentar a demanda produtiva para estimar o tempo necessário para realizar as atividades presentes no processo em função deste aumento. Como forma de obter parâmetros comparativos, para cada simulação foram propostos três métodos de cálculo, na ordem: somatório das durações reais de cada ocorrência individual das atividades; produto das médias reais das durações das atividades pelas respectivas quantidades de ocorrência; e somatório das durações de cada ocorrência individual das atividades, estimadas pelos modelos preditivos.

A nomenclatura utilizada para as variáveis é demonstrada na Tabela 33, objetivando facilitar a identificação das mesmas na descrição dos cálculos.

Tabela 33 - Nomenclatura das variáveis para estimativas de tempo do processo

Nomenclatura	Descrição
E_C	<i>Estimativa Controle</i> , baseada no somatório das durações reais das atividades
$E_S(r)$	Estimativa simulada, baseada no somatório das durações reais das atividades
$E_S(m)$	Estimativa simulada, baseada no somatório dos produtos das médias reais
$E_S(p)$	Estimativa simulada, baseada no somatório estimado pelos modelos preditivos
$T_{ocioso}(r)$	Tempo ocioso estimado, baseado no somatório das durações reais das atividades
$T_{ocioso}(m)$	Tempo ocioso estimado, baseado no somatório dos produtos das médias reais
$T_{ocioso}(P)$	Tempo ocioso estimado, baseado no somatório estimado pelos modelos preditivos
$T_{adicional}(r)$	Tempo adicional estimado, baseado no somatório das durações reais das atividades
$T_{adicional}(m)$	Tempo adicional estimado, baseado no somatório dos produtos das médias reais
$T_{adicional}(p)$	Tempo adicional estimado, baseado no somatório estimado pelos modelos preditivos

Fonte: o autor, 2017.

4.3.1 Obtenção da *Estimativa Controle*

A *Estimativa Controle* E_C é obtida mantendo a probabilidade de ocorrência da atividade de interesse no seu padrão inicial encontrado no grafo de dependências representando o modelo do processo. No caso deste estudo aplicado, a probabilidade da atividade *Maquina trabalhando* é de 100%. Portanto, são utilizadas tantas quanto ne-

cessárias as ocorrências das atividades presentes no modelo probabilístico, conforme probabilidades condicionais.

Para cada atividade, é realizado o somatório das durações de suas ocorrências ponderadas. A Tabela 34 apresenta os valores reais encontrados, correspondentes à *Estimativa Controle*.

Tabela 34 - *Estimativa Controle* obtida para alterações simuladas da demanda produtiva

Atividade	Frequência	Duração Horas E_C
Maquina trabalhando	3282	39,61
Alimentação de máquina	3206	14,97
Parada de curta duração	3135	11,45
Reajuste	59	4,54
Conferência de kanban	31	4,09
Intervalo	18	4,91
Medição	18	3,19
Desgaste de ferramenta	15	1,10
Total		83,87

Fonte: o autor, 2017.

4.3.2 Redução simulada da demanda produtiva

Nesta abordagem da simulação é realizada uma redução de 10% na frequência da atividade de interesse. A frequência das demais atividades é, portanto, ponderada e os três métodos, descritos no início da Seção 4.3, são empregados em tais atividades.

A Tabela 35 apresenta as frequências absolutas e as durações, em horas, de cada atividade e os totais obtidos em relação aos três métodos propostos para efeitos comparativos.

Para a obtenção do tempo ocioso baseado no somatório das durações reais das atividades, faz-se $T_{ocioso}(r) = E_C - E_S(r)$. Portanto, $T_{ocioso}(r) = 83,87 - 75,41$. Assim, tem-se que $T_{ocioso}(r) = 8,46$ horas.

Para a obtenção do tempo ocioso baseado no somatório dos produtos das médias reais das atividades pela quantidade de ocorrências, faz-se $T_{ocioso}(m) = E_C - E_S(m)$. Portanto, $T_{ocioso}(m) = 83,87 - 75,27$. Assim, tem-se que $T_{ocioso}(m) = 8,60$ horas.

Para a obtenção do tempo ocioso baseado no somatório estimado pelos modelos preditivos, faz-se $T_{ocioso}(p) = E_C - E_S(p)$. Portanto, $T_{ocioso}(p) = 83,87 - 75,48$. Assim, tem-se que $T_{ocioso}(p) = 8,39$ horas.

Tabela 35 - Duração total estimada das atividades para redução simulada de 10% da demanda produtiva

Atividade	Frequência	Duração Horas		
		$E_s(r)$	$E_s(m)$	$E_s(p)$
Maquina trabalhando	2954	35,62	35,36	35,56
Alimentação de máquina	2885	14,08	13,47	13,42
Parada de curta duração	2822	10,56	10,30	10,57
Reajuste	53	3,79	4,09	4,09
Conferência de kanban	28	3,24	3,68	3,67
Intervalo	16	4,15	4,42	4,29
Medição	16	2,90	2,95	2,83
Desgaste de ferramenta	14	1,06	0,99	1,05
	Total	75,41	75,27	75,48

Fonte: o autor, 2017.

A Tabela 36 apresenta as estimativas de tempo ocioso do processo para os três métodos empregados. Visto que para reduções da demanda é possível utilizar os dados reais do registro de eventos para os dois primeiros métodos desta tabela, sem a necessidade de estimar valores, a diferença entre os resultados é muito pequena. Ainda assim, é possível perceber a coerência dos valores obtidos com o emprego dos modelos preditivos, com diferença menor que 1% em relação à duração real das atividades e de, aproximadamente, 2,5% em relação ao método do produto das médias pelo número de ocorrências.

Tabela 36 - Estimativas de tempo ocioso para alterações simuladas da demanda produtiva

Método	Variável	Tempo ocioso	
		Minutos	Horas
Duração real das atividades	$T_{ocioso}(r)$	508	8,46
Produto das médias reais pelo número de ocorrências	$T_{ocioso}(m)$	516	8,60
Duração estimada pelos modelos preditivos	$T_{ocioso}(p)$	503	8,39

Fonte: o autor, 2017.

4.3.3 Aumento simulado da demanda produtiva

Nesta abordagem da simulação é realizado um aumento de 10% na frequência da atividade de interesse. A frequência das demais atividades é, portanto, ponderada e os três métodos, descritos no início da Seção 4.3, são empregados em tais atividades.

A Tabela 37 apresenta as frequências absolutas, as durações de cada atividade e os totais obtidos em relação aos três métodos propostos para efeitos comparativos.

Tabela 37 - Duração total estimada das atividades para aumento simulado de 10% da demanda produtiva

Atividade	Frequência	Duração Horas		
		$E_s(r)$	$E_s(m)$	$E_s(p)$
Maquina trabalhando	3610	44,12	43,22	44,35
Alimentação de máquina	3527	16,65	16,47	16,54
Parada de curta duração	3449	12,64	12,59	12,24
Reajuste	65	5,00	4,99	4,98
Conferência de kanban	34	4,49	4,50	4,47
Intervalo	20	5,81	5,40	5,19
Medição	20	3,61	3,60	3,54
Desgaste de ferramenta	16	1,20	1,21	1,16
Total		93,52	91,99	92,45

Fonte: o autor, 2017.

Para a obtenção do tempo adicional baseado no somatório das durações reais das atividades, faz-se $T_{adicional}(r) = E_s(r) - E_c$. Portanto, $T_{adicional}(r) = 93,12 - 83,87$. Assim, tem-se que $T_{adicional}(r) = 9,65$ horas.

Para a obtenção do tempo adicional baseado no somatório dos produtos das médias reais das atividades pela quantidade de ocorrências, faz-se $T_{adicional}(m) = E_s(m) - E_c$. Portanto, $T_{adicional}(m) = 91,99 - 83,87$. Assim, tem-se que $T_{adicional}(m) = 8,12$ horas.

Para a obtenção do tempo adicional baseado no somatório estimado pelos modelos preditivos, faz-se $T_{adicional}(p) = E_s(p) - E_c$. Portanto, $T_{adicional}(p) = 92,45 - 83,87$. Assim, tem-se que $T_{adicional}(p) = 8,58$ horas.

A Tabela 38 apresenta estimativas para o tempo adicional obtido para cada um dos métodos. Visto que apenas a atividade *Máquina trabalhando* possui variações consideráveis na duração de suas ocorrências, além de apresentar tendência em função de uma possível degradação do sistema, era esperada a proximidade dos resultados obtidos com os três métodos. Ainda assim, de acordo com o suposto no último parágrafo da Seção 3.5.2, de que o método que utiliza as médias reais não contempla variações futuras nas durações das atividades em função do tempo, percebe-se que a estimativa fornecida por este método apresenta um tempo adicional menor, aproximadamente 15,9%, em relação ao método que utiliza valores reais e, aproximadamente, 5,4% em relação ao método que aborda modelos preditivos.

Tabela 38 - Estimativas de tempo adicional para alterações simuladas da demanda produtiva

Método	Variável	Tempo adicional	
		Minutos	Horas
Duração real das atividades	$T_{adicional}(r)$	579	9,65
Produto das médias reais pelo número de ocorrências	$T_{adicional}(m)$	487	8,12
Duração estimada pelos modelos preditivos	$T_{adicional}(p)$	515	8,58

Fonte: o autor, 2017.

A presente metodologia, utilizando modelos preditivos, apresenta um resultado mais próximo do real, embora ainda contendo uma diferença significativa de 64 minutos, aproximadamente 11,1%. Tal diferença alavancou a necessidade de investigações posteriores e, analisando o registro real de eventos, foram encontrados alguns registros finais contendo durações muito acima do comportamento esperado. Por exemplo, a atividade *Intervalo* possui uma duração média de 16,4 minutos, com duração máxima de 18 minutos no horizonte abordado. Porém, nos últimos 10% do registro de eventos, utilizados para comparações, foram encontrados registros contendo a atividade *Intervalo* duplicada e com mais de 30 minutos de duração. De forma análoga, a atividade *Alimentação de máquina* possui duração média de aproximadamente 16,8 segundos, sendo encontrados registros finais com duração de até 47 segundos. Os dois casos, apresentados na Figura 30(a) e (b), contribuem significativamente para que a diferença entre as estimativas dos dois métodos seja demasiada elevada. Desconsiderando estes valores anormais, a diferença entre o método que utiliza valores reais das durações e o método que utiliza modelos preditivos seria de 13 minutos ou, aproximadamente, 2,5%.

	Activity	Date	Time	Duration
1	Maquina trabalhando	19.04.2012	18:27:04	44 secs
2	Intervalo	19.04.2012	18:27:48	37 mins, 10 secs
3	Alimentacao de Maquina	19.04.2012	19:04:58	10 secs
4	Parada de curta duracao	19.04.2012	19:05:08	10 secs

(a)

	Activity	Date	Time	Duration
1	Maquina trabalhando	23.04.2012	18:26:28	44 secs
2	Intervalo	23.04.2012	18:27:12	30 mins
3	Intervalo	23.04.2012	18:57:12	15 mins, 23 secs
4	Alimentacao de Maquina	23.04.2012	19:12:38	47 secs
5	Medicao	23.04.2012	19:13:25	11 mins, 21 secs

(b)

Figura 30 - Comportamento anormal encontrado nos dados finais do registro de eventos utilizado

Fonte: o autor, 2017.

5 DISCUSSÃO

Muitos são os objetivos a serem alcançados por uma organização e muitas são as dificuldades a serem superadas para que ela possa concorrer no mercado e obter sustentabilidade. Para tanto, estudos direcionados são realizados para suprir tais dificuldades em áreas específicas da organização; uma destas áreas é a manutenção do maquinário. A manutenção, por si só, é um processo caro que requer políticas específicas para cada situação, para cada tipo de processo produtivo envolvido, para tipos distintos de maquinário ou de acordo com o quanto esse maquinário é exigido durante o processo. Estas inúmeras questões fazem com que se alavanque o surgimento de metodologias que visam suprir as dificuldades e dar suporte na escolha e na gestão das melhores políticas para cada caso.

Neste âmbito, adere-se a linha de pesquisa adotada na presente metodologia, como mostra a Figura 31. Abrange-se, então, todo o complexo de manutenção no sistema produtivo, dentro de indústrias manufatureiras. Neste universo, a proposta é auxiliar na definição dos intervalos de inspeção da manutenção através de técnicas de mineração de processos. Definir a linha de pesquisa de forma detalhada garante uma melhor aderência dos métodos e ferramentas empregados, visto que o direcionamento dos esforços tende a centralizar-se nos pontos de real interesse do problema.

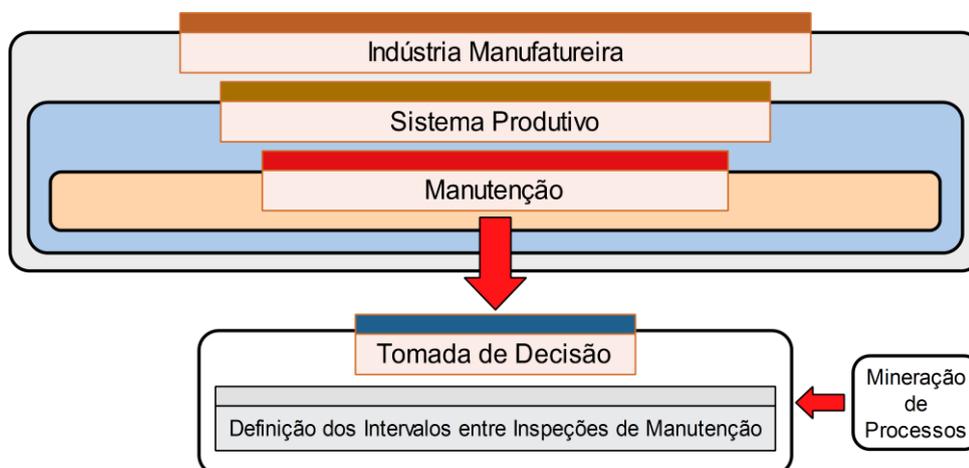


Figura 31 - Linha de pesquisa adotada na metodologia

Fonte: o autor, 2017.

5.1 IMPORTÂNCIA DA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

Durante o processo de formulação da proposta, na solução do dado problema, surgiram algumas lacunas — dúvidas e dificuldades — intrínsecas a tal problema. Como apresentadas na Figura 32, algumas questões foram evidenciadas:

1. Quais os dados, ou formato de dados, que seriam utilizados na mineração de processos? — Esta questão deixa clara a necessidade de um estudo aprofundado relacionado aos registros de eventos e atividades utilizados pelas companhias e, também, uma inevitável exigência de padronização destes registros. Esta padronização garante uma leitura correta dos dados e, adicionalmente, informações com maior confiabilidade.
2. Qual a análise diagnóstica a ser empregada? — Há a necessidade de que informações obtidas sejam aderentes ao problema e, assim, possuírem a utilidade necessária para a resolução de tal problema.
3. Como transpor a barreira entre o domínio das informações e a aplicação destas sobre o problema? — Ferramentas, métodos e integração de modelos devem ser definidos de acordo com a eficiência dos mesmos.
4. Qual a melhoria proporcionada com a resolução do problema? — Esta questão abrange diversos fatores, como comparativos com métodos de eficácia já comprovada e a importância e utilidade destas melhorias para uma determinada companhia.



Figura 32 - Lacunas percebidas na aplicação da metodologia

Fonte: o autor, 2017.

A revisão bibliográfica, realizada sistematicamente, auxiliou no preenchimento destas lacunas e na compreensão do estado da arte de metodologias, modelos e ferramentas presentes na literatura. Adicionalmente, proporcionou a definição dos modelos e ferramentas a serem utilizados no presente trabalho. A Figura 33 sintetiza a importância da revisão bibliográfica dentro do atual contexto.



Figura 33 - Importância da revisão bibliográfica no suporte às tomadas de decisão da manutenção industrial

Fonte: o autor, 2017.

Com a exploração dos modelos e métodos para tomadas de decisão na manutenção industrial presentes na literatura foi possível perceber que alguns estudos por deveras apresentam metodologias extremamente complexas que, muitas vezes, objetivam melhorias em diversas áreas simultaneamente, com domínios de aplicação muito generalizados. Embora isto permita que uma determinada metodologia seja adaptada para diversos objetivos e situações, o mesmo nem sempre garante a otimização do principal ponto de interesse, tornando-a pouco eficaz ou demasiada complexa para aplicações práticas. Entretanto, a evolução das tecnologias envolvidas vem permitindo análises e diagnósticos do maquinário cada vez mais apurados, contribuindo para um significativo aumento da disponibilidade e confiabilidade deste, além de garantir uma considerável redução de custos — um dos maiores objetivos das organizações percebidos na literatura.

Esta exploração contribuiu na determinação dos objetivos específicos da presente metodologia e na definição da análise diagnóstica realizada, onde procurou-se centralizar a aplicação nos pontos mais críticos do problema, objetivando a obtenção de informações extremamente relevantes para o desempenho da proposta.

5.2 COMPOSIÇÃO DOS ELEMENTOS DA METODOLOGIA PELA EVOLUÇÃO DAS POLÍTICAS DE MANUTENÇÃO

A definição de alguns métodos de suporte, sobretudo ao que se refere às funções *disponibilidade* e *custo*, foi suportada pela evidência dos parâmetros mais comumente utilizados na literatura, apresentados na Figura 34. Dados e informações referentes aos custos relacionados com o sistema produtivo e o tempo para a realização das respectivas atividades compõem, aproximadamente, oitenta e quatro por cento dos parâmetros utilizados na alimentação de modelos presentes nas metodologias encontradas na literatura.

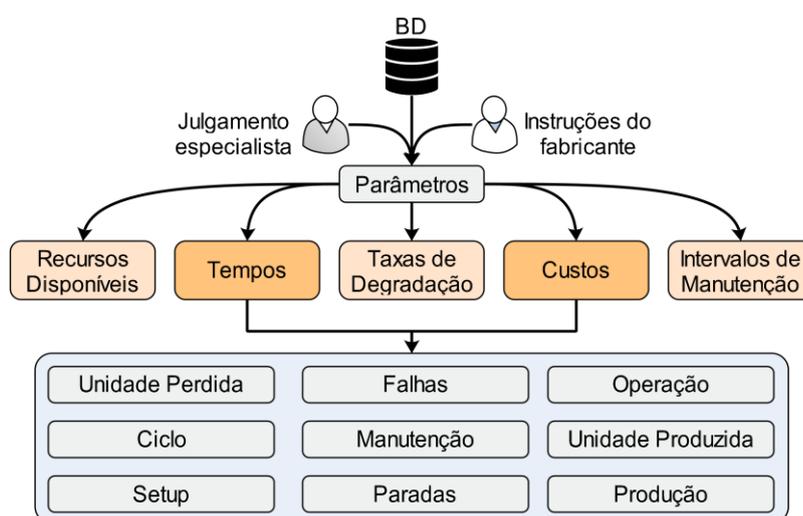


Figura 34 - Principais parâmetros utilizados na literatura no suporte às tomadas de decisão da manutenção industrial

Fonte: o autor, 2017.

Este considerável percentual foi um dos responsáveis por direcionar a presente proposta para uma metodologia que, em sua essência, tem como um de seus objetivos auxiliar na redução dos custos e no aumento da disponibilidade de recursos no processo produtivo.

Adicionalmente, foi percebido um aumento de, aproximadamente, setenta e cinco por cento na utilização de políticas de manutenção preventiva e preditiva na literatura, como mostra a Figura 35. E como suporte a tais políticas, destacam-se modelos preditivos e probabilísticos. Estas informações também contribuíram para a definição dos modelos empregados na presente metodologia.

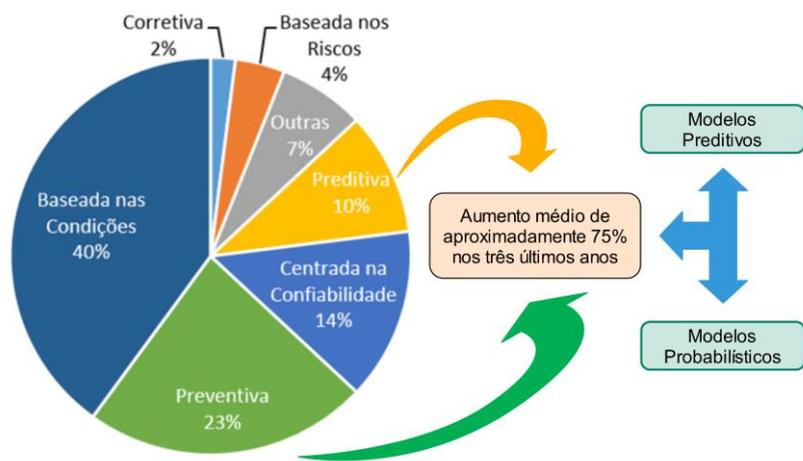


Figura 35 - Modelos atrelados ao crescimento da utilização das políticas de manutenção preventiva e preditiva

Fonte: o autor, 2017.

5.3 SINTETIZAÇÃO DA METODOLOGIA

A Figura 36 apresenta uma visualização generalizada da integração entre as ferramentas de mineração de processos e os modelos probabilístico e preditivos.

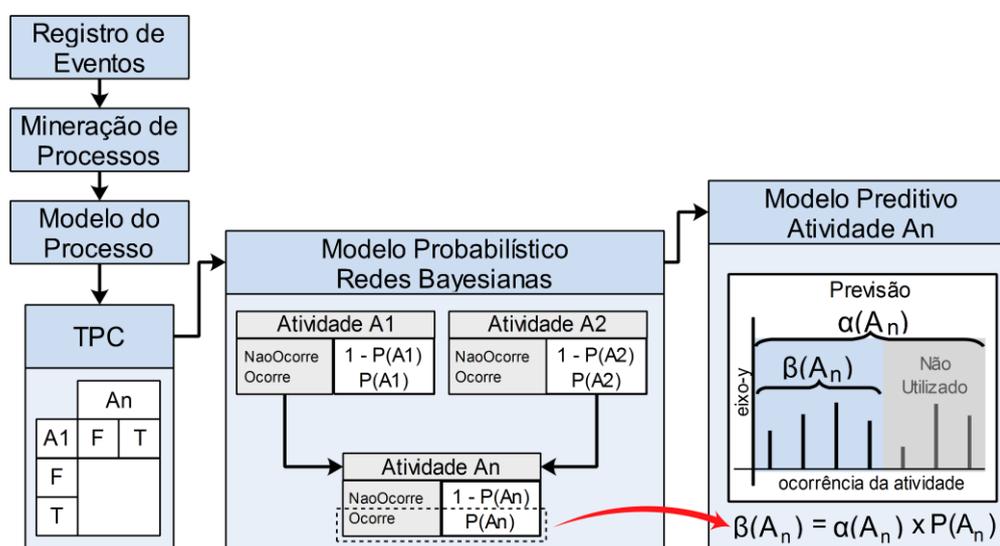


Figura 36 - Sintetização da metodologia proposta

Fonte: o autor, 2017.

Contempla:

1. Aplicação de ferramentas de mineração de processos sobre o registro de eventos;
2. Obtenção do modelo do processo através de algoritmos de descoberta;

3. Desenvolvimento das tabelas de probabilidades condicionais (TPC) para as respectivas atividades do processo;
4. Desenvolvimento do modelo probabilístico em Redes Bayesianas de acordo com as TPC's criadas; e
5. Integração do modelo probabilístico com os modelos preditivos ARIMA.

De acordo com as fases de controle para a manutenção, definidas por Kardec e Lafraia (2002) e apresentadas na Figura 37, a presente metodologia incide sobre o início da fase de controle, considerando a manutenção corretiva programada, e as fases de controles subjetivo, objetivo e periódico, relacionadas à manutenção preventiva.

Avanços em estudos subsequentes para a presente proposta poderão alavancar uma integração com as fases de engenharia de manutenção e engenharia avançada, considerando a possibilidade de desenvolvimento de um sistema de informação capaz de operacionalizar a metodologia com aquisição de dados em tempo real durante o processo do sistema produtivo. Esta abordagem poderá tornar a metodologia presente neste documento uma robusta e confiável ferramenta de suporte às tomadas de decisão na manutenção, contemplando um considerável percentual de objetivos relacionados com as melhorias do processo produtivo.

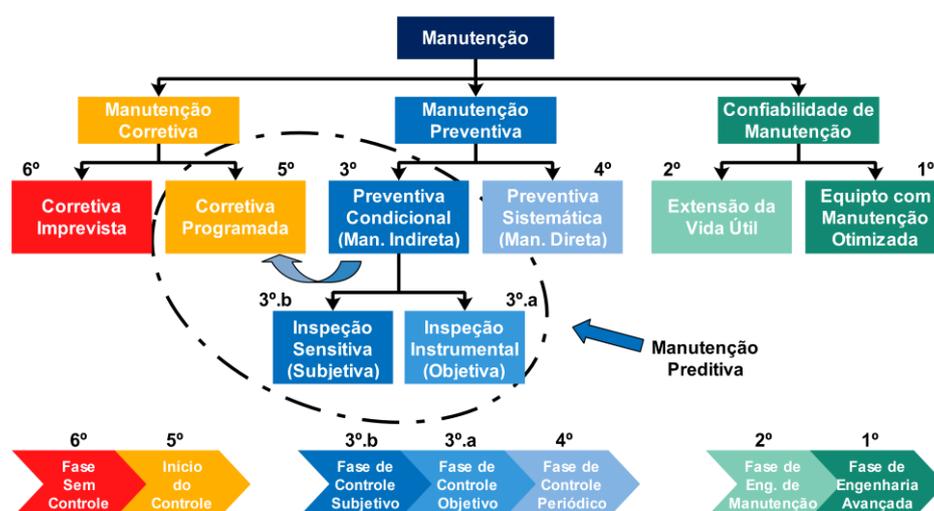


Figura 37 - Campo de aplicação da metodologia dadas as fases de controle na manutenção

Fonte: adaptado de Kardec e Lafraia, 2002.

O método proposto para a definição dos intervalos entre inspeções de manutenção permite, após a obtenção das variáveis, a avaliação das melhorias para as funções *disponibilidade* e *custo* de forma independente, como mostra a Figura 38. Esta qualidade fornece informações extremamente relevantes para que o decisor possa definir os pesos relativos às duas funções — etapa subsequente da metodologia. O intervalo balanceado através da ponderação pelos pesos permite melhorias de acordo com a importância atribuída às questões de custos e disponibilidade do equipamento.

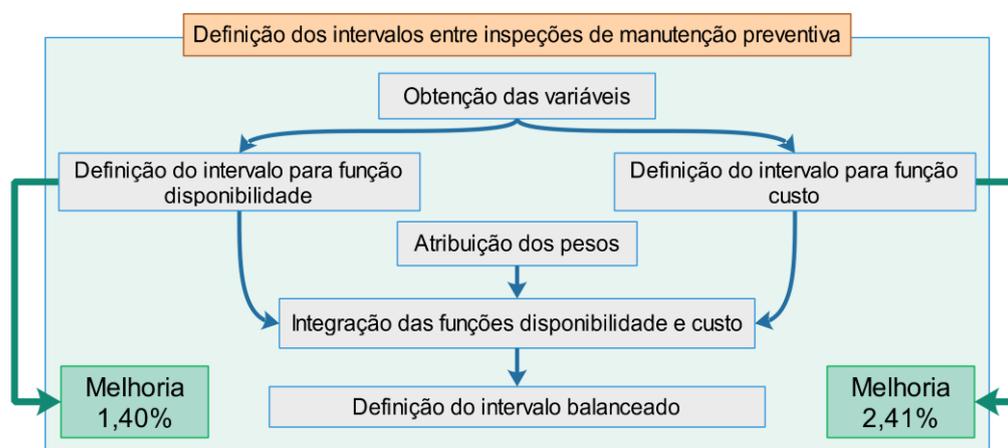


Figura 38 - Sintetização do estudo aplicado envolvendo a definição dos intervalos entre inspeções de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

Como possibilidade adicional permitida pela presente metodologia, as alterações simuladas na demanda produtiva fornecem estimativas muito promissoras relacionadas ao tempo ocioso e ao tempo adicional resultantes destas alterações. Esta afirmação é suportada pela possibilidade de comparativos com dados reais após a realização das simulações, como mostra a Figura 39.

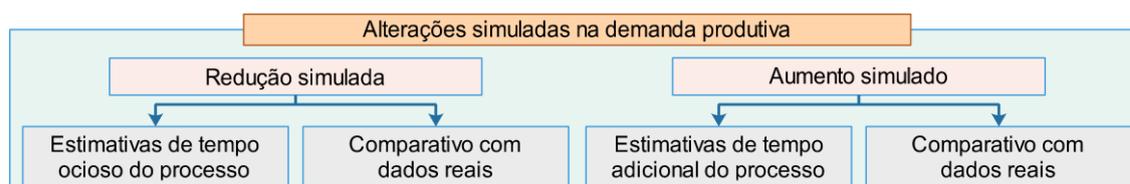


Figura 39 - Sintetização do estudo aplicado envolvendo as simulações de aumento e redução da demanda produtiva

Fonte: o autor, 2017.

5.4 LIMITAÇÕES

A relação entre custos totais e qualidade/confiabilidade estabelecida por O'Connor (1985) demonstra que há um ponto ideal para a otimização dos custos, como mostra a Figura 40. Entretanto, há um crescimento exponencial dos custos quando qualidade/confiabilidade tende ao máximo (100%). Assim como também há aumento, porém com menor inclinação, para valores mais baixos destas.

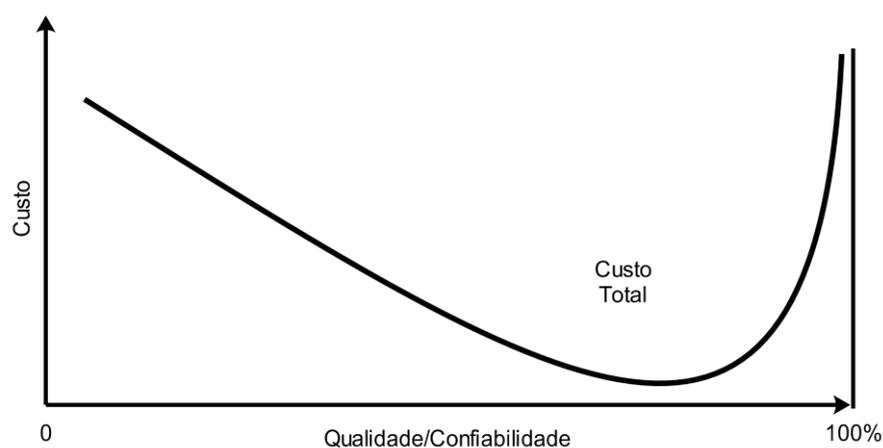


Figura 40 - Relação entre qualidade/confiabilidade e custos do ciclo de vida (aplicações práticas)

Fonte: O'Connor, 1985.

Este mesmo comportamento é percebido na presente metodologia relacionando intervalos entre inspeções de manutenção com a função *custo* ou com a função *disponibilidade*. Há, também, um ponto ideal (limite) para ambas. Contudo, este ponto ideal é intrínseco às funções de forma independente. Ou seja, existem dois pontos ideais, um para cada função. Estes pontos competem entre si, impossibilitando a otimização simultânea, salvo em casos onde ambas funções convergem para um mesmo ponto. A Figura 41 demonstra tal comportamento entre estes dois universos de otimização.

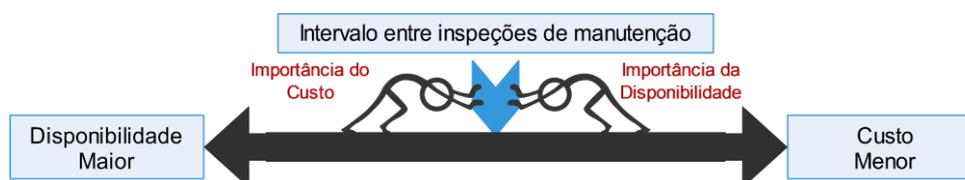


Figura 41 - Concorrência entre função *disponibilidade* e função *custo*

Fonte: o autor, 2017.

O registro de eventos utilizado no emprego das ferramentas de mineração de processos deve possuir confiáveis padronização e aquisição de dados (Figura 42). A falta de padronização dos registros de atividades e eventos — ou a diversidade destes — exige que diferentes subetapas sejam adicionadas para cada caso específico, impossibilitando a criação de uma única diretriz de sistematização que atenda a todas as situações. Tal exigência de padronização foi percebida ao serem detectados valores discrepantes em meio aos dados existentes no registro de eventos. Estes valores interferem nas rotinas executadas pelos algoritmos de descoberta, provocando a geração de modelos de processo que não representam o comportamento real. Tal modelo alimentará equivocadamente os modelos preditivos e probabilístico, ocasionando falsas estimativas dos tempos de ciclo e, conseqüentemente, divergências dos resultados.



Figura 42 - Limitações inerentes à padronização dos registros de eventos e atividades

Fonte: o autor, 2017.

Desconsiderando o problema de padronização do registro de eventos, o modelo probabilístico em Redes Bayesianas se apresentou extremamente versátil para o contexto das simulações, além da metodologia para sua criação ser eficaz e relativamente simples e rápida. Sua integração com modelos preditivos garante a visualização de horizontes de curto, médio e longo prazos que estimam, satisfatoriamente, o comportamento futuro do processo para diferentes cenários simulados.

No entanto, os modelos preditivos ARIMA apresentaram algumas dificuldades — etapas complexas — nas questões que envolvem a validação de tais modelos, além de não serem os mais adequados ou, até mesmo, inviabilizados para determinados conjuntos de dados (Figura 43). Além disso, atividades que apresentam duração constante, ou que não apresentam tendência ou sazonalidade, não necessitam de modelos preditivos; neste caso, a utilização da média das durações é suficientemente

satisfatória. Para estas questões, surgem oportunidades para novos estudos que contemplem a utilização de diferentes métodos ou modelos de previsão de séries temporais, onde o objetivo é encontrar um modelo que seja de fácil validação, que apresente estimativas satisfatórias para variados horizontes de previsão e adequado para os mais diversos conjuntos de dados.

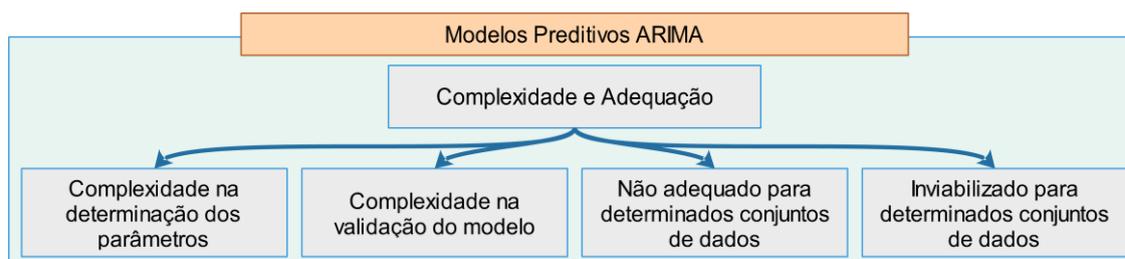


Figura 43 - Limitações inerentes aos modelos ARIMA para previsões de séries temporais

Fonte: o autor, 2017.

Outra dificuldade inerente à metodologia, apresentada na Figura 44, está relacionada com a duração das intervenções de manutenção e respectivos custos. Durações muito longas ou custos elevados de manutenção podem ocasionar divergências das funções, impossibilitando a definição do melhor intervalo entre as inspeções ou fornecendo intervalos exageradamente longos para serem utilizados em aplicações práticas. Comportamento similar é percebido para durações muito curtas das intervenções ou custos muito baixos, onde o intervalo pode também não ser encontrado ou, ainda, fazer com que as funções estimem intervalos muito curtos para serem utilizados na prática.



Figura 44 - Limitações inerentes à definição dos intervalos entre inspeções de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

Novamente, oportunidades para explorações e estudos futuros emergem destes problemas, onde o objetivo principal é criar, para o método, subetapas que abordem

os casos onde exista a ocorrência destes valores extremos e que possam suprir as dificuldades relacionadas.

Outra questão importante faz referência ao comportamento do processo produtivo no qual será empregada a presente metodologia. Como apresentado na Figura 45, o sistema deverá estar, obrigatoriamente, suscetível à degradação ao longo do tempo e a ocorrência de uma inspeção de manutenção deverá reduzir o tempo de ciclo do processo. A presença deste comportamento no processo manipulado garante a correta aplicação das funções *disponibilidade* e *custo*, visto que o cálculo do melhor intervalo entre as inspeções está baseado nas estimativas de aumento dos tempos de ciclo após uma intervenção de manutenção.

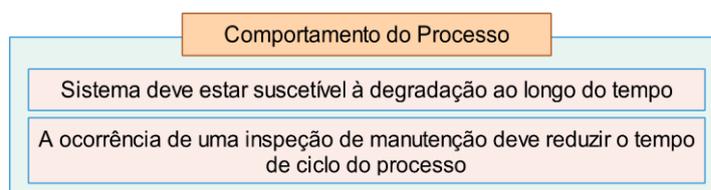


Figura 45 - Limitações inerentes ao comportamento do processo produtivo manipulado

Fonte: o autor, 2017.

5.5 CONTRIBUIÇÕES

Nesta seção são apresentadas algumas contribuições evidenciadas com a aplicação da presente metodologia. Contempla-se, então, contribuições intrínsecas à proposta, percebidas no decorrer do estudo aplicado e contribuições vislumbradas para aplicações em oportunidades futuras, mediante estudos mais aprofundados e direcionados.

Embora os custos de manutenção sejam estabelecidos pelo decisor (especialista), a possibilidade de se estimar a variação da duração das inspeções através da presente metodologia permite o cálculo dos custos totais e respectivas variações ao longo do processo (Figura 46). Este comportamento possibilita oportunidades para o desenvolvimento de modelos de tomadas de decisão que envolvam comparativos entre reparos e substituição de equipamentos, bem como modelos para seleção de políticas de manutenção adequadas ao processo em questão.

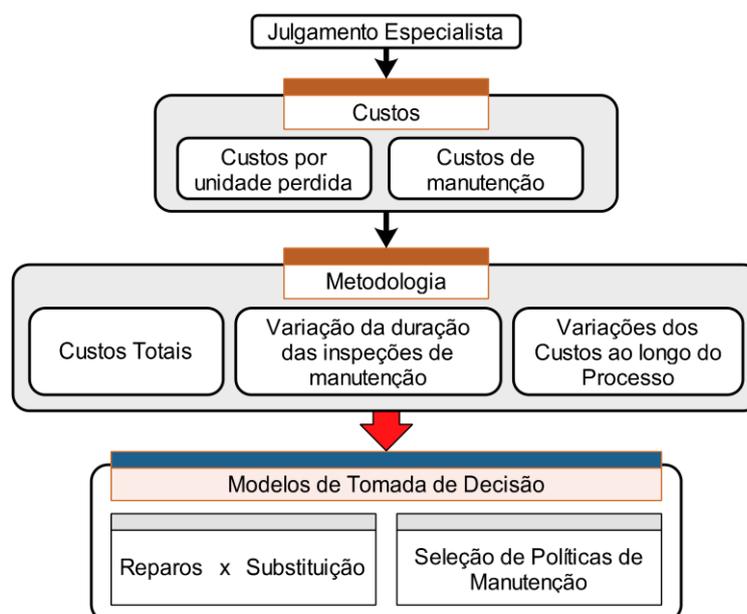


Figura 46 - Possibilidades para desenvolvimento de novos modelos de tomadas de decisão na manutenção industrial

Fonte: o autor, 2017.

A Figura 47 apresenta o modelo de classe mundial para a gestão da manutenção, estabelecido pelo SAMI (*Strategic Asset Management Inc.*). Este modelo é utilizado para evidenciar o tangenciamento da metodologia proposta em relação aos respectivos estágios, de acordo com a Figura 48.

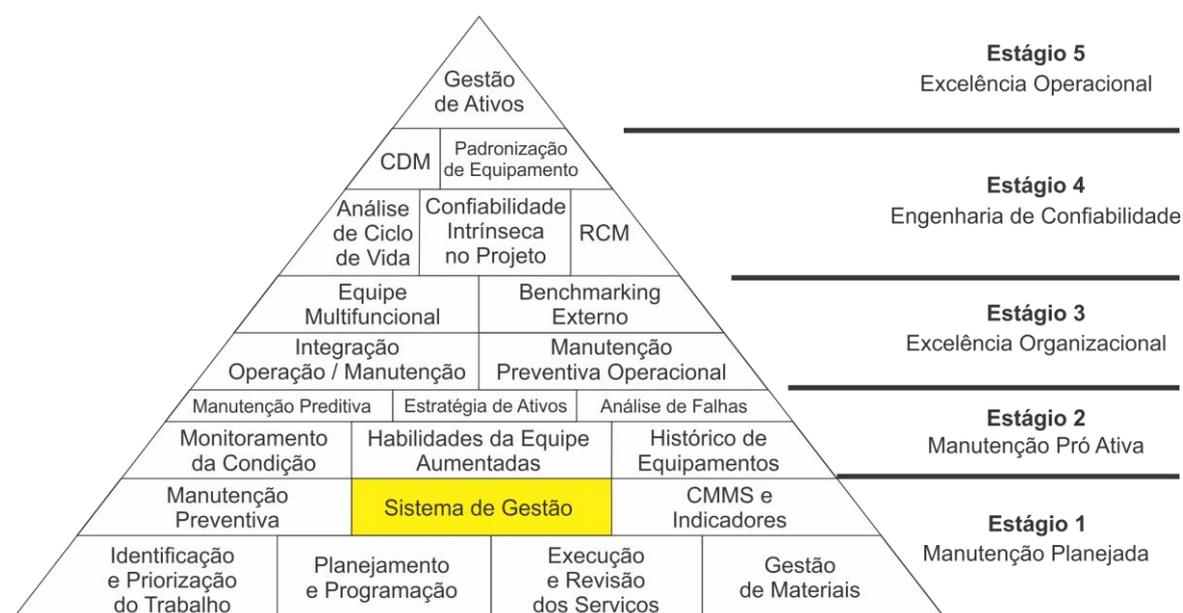


Figura 47 - Modelo classe mundial para a gestão da manutenção

Fonte: SAMI - Strategic Asset Management Inc., 2005.

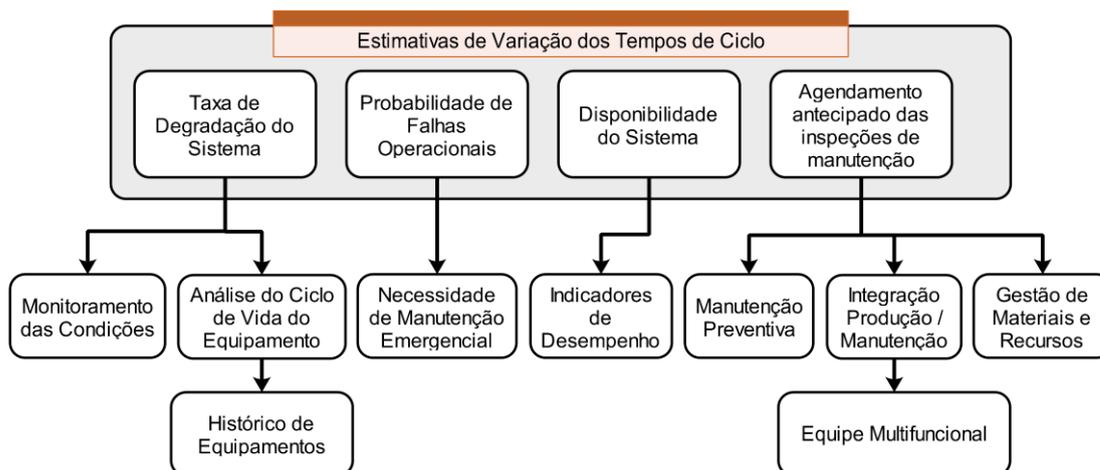


Figura 48 - Tangenciamento da metodologia ao modelo de classe mundial da gestão de manutenção

Fonte: o autor, 2017.

Um dos principais aspectos da presente metodologia é a obtenção de estimativas de variação dos tempos de ciclo a partir de informações extraídas do registro de eventos. Embora uma ampla gama destas possibilidades não tenha sido abordada no presente trabalho, relacionando as Figuras 47-48, evidencia-se o tangenciamento através da possibilidade dos seguintes cálculos:

- Taxa de degradação do sistema – possibilita o monitoramento das condições do sistema, análise do ciclo de vida do equipamento e respectivo histórico;
- Probabilidade de falhas operacionais – permite a inferência de necessidade de manutenção emergencial, além das inspeções programadas;
- Disponibilidade do sistema – informação que pode ser utilizado para o cálculo de indicadores de desempenho;
- Agendamento antecipado das inspeções de manutenção — esta possibilidade entra no âmbito na manutenção preventiva e gestão de materiais e recursos, proporcionando uma integração entre gestão da produção e gestão da manutenção através de equipes multifuncionais.

As estimativas de tempo ocioso obtidas garantem um bom suporte na gestão, programação e remanejamento das atividades que compõem o processo, considerando que o fator tempo é requisito indispensável para tais ações. Todavia, é importante

ressaltar que a validação de tais estimativas está diretamente condicionada ao correto registro dos eventos e atividades de chão-de-fábrica. Adicionalmente, as estimativas de variação dos tempos de ciclo — também condicionadas ao correto registro de eventos e atividades — podem ser integradas em outras metodologias e estudos que abordem análises e diagnósticos das taxas de degradação do sistema e medições de desempenho.

O método para a definição do intervalo entre inspeções de manutenção preventiva, embora relativamente complexo, está bem estruturado em suas subetapas e os resultados obtidos se apresentaram satisfatórios e de real significância. A validação é obtida através da possibilidade de se estimar intervalos que minimizam matematicamente o tempo desperdiçado para a função *disponibilidade* e os custos envolvidos para a função *custo*, além da integração destas duas funções com a inclusão de pesos (graus de importância definidos previamente para cada uma das funções).

5.6 PERSPECTIVAS FUTURAS

As principais perspectivas para melhorias e aplicações futuras da presente proposta estão fundamentadas na possibilidade de desenvolvimento de um sistema de informação e na integração de outros modelos e abordagens para tomadas de decisão na manutenção, bem com a utilização de novas ferramentas de análises e diagnósticos.

Estas ferramentas e modelos podem contemplar outras funções além de custo e disponibilidade como, por exemplo, modelos de degradação do sistema, seleção de políticas de manutenção, indicadores de desempenho, modelo de riscos, confiabilidade, etc.

Um sistema de informação completo, com automação das etapas relacionadas nesta metodologia e alimentado com dados em tempo real, poderá alavancar o desenvolvimento de um sistema integrado de gestão de ativos — não somente manutenção — e gestão da produção.

A relação completa de tais perspectivas está sintetizada na Figura 49, para ser trabalhada na definição de projetos, estudos, desenvolvimentos e aplicações subsequentes.

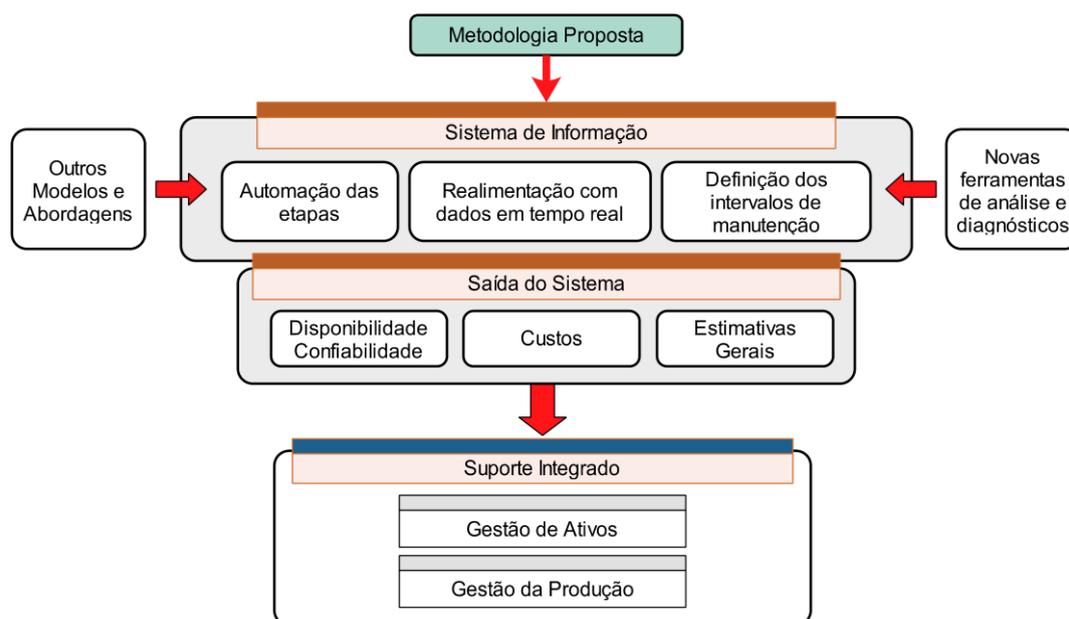


Figura 49 - Sintetização das perspectivas futuras proporcionadas pela presente metodologia

Fonte: o autor, 2017.

O acompanhamento da evolução dos métodos e ferramentas na literatura, bem como do estado da arte das tomadas de decisão da manutenção industrial, se faz extremamente importante e necessário para a garantia de um desenvolvimento adequado das melhorias previstas para a atual metodologia.

6 CONCLUSÃO

Frente à busca incessante pelo aumento da disponibilidade e confiabilidade de equipamentos e pela redução de custos por parte das organizações, é factível afirmar que a presente metodologia oferece um considerável suporte para melhorias relacionadas à estas questões, ainda que possuindo algumas deficiências inerentes e outras em decorrência de etapas preliminares.

Os constantes avanços percebidos nos estudos envolvendo técnicas, ferramentas, modelos e métodos utilizados nesta metodologia poderão suprir, futuramente, tais deficiências. Para tanto, será necessário um acompanhamento periódico destes avanços, objetivando os ajustes necessários.

Tal acompanhamento, além de contribuir para os mencionados ajustes, poderá contribuir para a introdução de novas ferramentas, ampliando o universo de suporte abordado com as informações obtidas na saída dos modelos.

A integração de diferentes ferramentas desta metodologia possibilita a extração de informações de uma única base de dados e a utilização para diferentes fins. Isto demonstra que é possível centralizar esforços no desenvolvimento de metodologias capazes de abordar e atender diversos espaços-problema simultaneamente — metodologias mais generalizadas — porém, sem que percam o direcionamento aos reais pontos de interesse dos problemas abordados.

A execução de todas as etapas para a implantação desta metodologia se mostrou relativamente complexa, embora torne-a robusta por contemplar um tratamento contínuo dos dados, evitando possíveis divergências e abrangendo importantes questões de melhorias almejadas pelas organizações.

Tal complexidade pode ser sanada com a implementação e operacionalização de um sistema de informação capaz de automatizar diversas das etapas e subetapas presentes. Além disso, processos e sistemas de coleta de dados podem alimentar este sistema de informação em tempo real, alavancando ainda mais o suporte proporcionado aos gestores de produção e manutenção.

REFERÊNCIAS

- AL-NAJJAR, B.; JACOBSSON, M. A computerised model to enhance the cost-effectiveness of production and maintenance dynamic decisions: A case study at Fiat. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, Emerald Group Publishing Ltd., v. 19, n. 2, p. 114-127, 2013. ISSN 1355-2511.
- ALENCAR, M. H.; ALMEIDA, A. T. de. A Multicriteria Decision Model for Assessment of Failure Consequences in the RCM Approach. *Mathematical Problems in Engineering*, v. 2015, p. 1-10, 2015. ISSN 1024-123X.
- ALMEIDA, A. T. d.; BOHORIS, G. A. Decision theory in maintenance decision making. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 1, n. 1, p. 39-45, 1995.
- ANDRS CHRISTEN, J.; RUGGERI, F.; VILLA, E. Utility based maintenance analysis using a Random Sign censoring model. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 96, n. 3, p. 425-431, 2011. ISSN 09518320.
- ARUNRAJ, N.; MAITI, J. Risk-based maintenance policy selection using AHP and goal programming. *Safety Science*, Elsevier Ltd, v. 48, n. 2, p. 238-247, 2010. ISSN 09257535.
- ASSAF, S. A.; HADIDI, L. A.; HASSANAIN, M. A.; REZQ, M. F. Performance evaluation and benchmarking for maintenance decision making units at petrochemical corporation using a DEA model. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 76, n. 9-12, p. 1957-1967, 2015. ISSN 0268-3768.
- BAGLEE, D.; JANTUNEN, E. Can Equipment Failure Modes Support the Use of a Condition Based Maintenance Strategy? *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., v. 22, p. 87-91, 2014. ISSN 22128271.
- BARALDI, P.; BALESTRERO, A.; COMPARE, M.; BENETRIX, L.; DESPUJOLS, A.; ZIO, E. A Modeling Framework for Maintenance Optimization of Electrical Components Based on Fuzzy Logic and Effective Age. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 29, n. 3, p. 385-405, 2013. ISSN 07488017.
- BARBERÁ, L.; CRESPO, A.; VIVEROS, P.; STEGMAIER, R. A case study of GMM (graphical analysis for maintenance management) in the mining industry. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 121, p. 113-120, 2014. ISSN 09518320.
- BARDEY, D. To maintain or not maintain? What should a risk-averse decision maker do? *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 11, n. 2, p. 115-120, 2005.
- BARLOW, R.; HUNTER, L. Optimum Preventive Maintenance Policies. *Operations Research*, v. 8, n. 1, p. 90-100, 1960.
- BENNANE, A.; YACOUT, S. LAD-CBM; new data processing tool for diagnosis and prognosis in condition-based maintenance. *Journal of Intelligent Manufacturing*, v. 23, n. 2, p. 265-275, 2012. ISSN 0956-5515.

- BOUSDEKIS, A.; MAGOUTAS, B.; APOSTOLOU, D.; MENTZAS, G. A proactive decision making framework for condition-based maintenance. *Industrial Management & Data Systems*, v. 115, n. 7, p. 1225, 2015. ISSN 02635577.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C.; LJUNG, G. M. *Time series analysis: forecasting and control*. 5. ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2016.
- BRAGLIA, M.; CARMIGNANI, G.; FROSOLINI, M.; GRASSI, A. AHP-based evaluation of CMMS software. *Journal of Manufacturing Technology Management*, v. 17, n. 5, p. 585-602, 2006. ISSN 1741-038X.
- BRIŠ, R.; BYCZANSKI, P. Effective computing algorithm for maintenance optimization of highly reliable systems. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 109, p. 77-85, 2013. ISSN 09518320.
- CAESARENDRA, W.; NIU, G.; YANG, B.-S. Machine condition prognosis based on sequential Monte Carlo method. *Expert Systems with Applications*, Elsevier Ltd, v. 37, n. 3, p. 2412-2420, 2010. ISSN 09574174.
- CAMPOS, M. a. L.; MÁRQUEZ, a. C. Modelling a maintenance management framework based on PAS 55 standard. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 27, n. 6, p. 805-820, 2011. ISSN 07488017.
- CARAZAS, F. G.; SOUZA, G. F. M. Risk-based decision making method for maintenance policy selection of thermal power plant equipment. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 35, n. 2, p. 964-975, 2010. ISSN 03605442.
- CARNERO, M. An evaluation system of the setting up of predictive maintenance programmes. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 91, n. 8, p. 945-963, 2006. ISSN 09518320.
- CARNERO, M. C. Multicriteria model for maintenance benchmarking. *Journal of Manufacturing Systems*, The Society of Manufacturing Engineers, v. 33, n. 2, p. 303-321, 2014. ISSN 02786125.
- CAVALCANTE, C.; LOPES, R. Opportunistic Maintenance Policy for a System with Hidden Failures: A Multicriteria Approach Applied to an Emergency Diesel Generator. *Mathematical Problems in Engineering*, v. 2014, p. 1-11, 2014. ISSN 1024-123X.
- CAVALCANTE, C. A. V.; ALMEIDA, A. T. de. A multi-criteria decision-aiding model using PROMETHEE III for preventive maintenance planning under uncertain conditions. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 13, n. 4, p. 385-397, 2007. ISSN 1355-2511.
- CERRADA, M.; CARDILLO, J.; AGUILAR, J.; FANEITE, R. Agents-based design for fault management systems in industrial processes. *Computers in Industry*, v. 58, n. 4, p. 313-328, 2007. ISSN 01663615.
- CHENG, T.; PANDEY, M. D.; Van Der Weide, J. a. M. The probability distribution of maintenance cost of a system affected by the gamma process of degradation: Finite time solution. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 108, p. 65-76, 2012. ISSN 09518320.

- CHENG, Y.; XU, T.; YANG, L. Bayesian network based fault diagnosis and maintenance for high-speed train control systems. *Proc. of International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering*, p. 1753-1757, 2013.
- CHO, H.-W. Multivariate calibration for machine health monitoring: kernel partial least squares combined with variable selection. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 48, n. 5-8, p. 691-699, 2009. ISSN 0268-3768.
- COMPARE, M.; ZIO, E. Predictive Maintenance by Risk Sensitive Particle Filtering. *IEEE Transactions on Reliability*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., v. 63, n. 1, p. 134-143, 2014. ISSN 00189529.
- DANDOTIYA, R.; LUNDBERG, J. Economic model for maintenance decision: a case study for mill liners. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 18, n. 1, p. 79-97, 2012. ISSN 1355-2511.
- DE ALMEIDA, A. T. Multicriteria model for selection of preventive maintenance intervals. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 28, n. 6, p. 585-593, 2012. ISSN 07488017.
- DEAC, V.; BADEA, F.; DOBRIN, C. The organization, flexibility and maintenance of production systems. *ASE Publishing House*, 2010.
- DEAC, V.; CÂRSTEA, G.; BÂGU, C.; FLOREA, P. The modern approach to industrial maintenance management. *Informatica Economica*, v. 14, n. 2, p. 133-144, 2010.
- DEHAYEM NODEM, F. I.; KENNE, J. P.; GHARBI, A. Production planning and repair/replacement switching policy for deteriorating manufacturing systems. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 57, n. 5-8, p. 827-840, 2011. ISSN 02683768.
- DEHAYEM NODEM, F. I.; KENNÉ, J. P.; GHARBI, a. Simultaneous control of production, repair/replacement and preventive maintenance of deteriorating manufacturing systems. *International Journal of Production Economics*, v. 134, n. 1, p. 271-282, 2011. ISSN 09255273.
- DIENST, S.; ANSARI, F.; FATHI, M. Integrated system for analyzing maintenance records in product improvement. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 76, n. 1-4, p. 545-564, 2014. ISSN 0268-3768.
- DING, S.-H.; KAMARUDDIN, S.; AZID, I. A. Maintenance policy selection model - A case study in the palm oil industry. *Journal of Manufacturing Technology Management*, Emerald Group Publishing Ltd., v. 25, n. 3, p. 415-435, 2014. ISSN 1741038X.
- DO, P.; VU, H. C.; BARROS, A.; BÉRENGUER, C. Maintenance grouping for multi-component systems with availability constraints and limited maintenance teams. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 142, p. 56-67, 2015. ISSN 09518320.
- DUARTE, J. C.; CUNHA, P. F.; CRAVEIRO, J. T. Maintenance Database. *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., v. 7, p. 551-556, 2013. ISSN 22128271.
- ELHDAD, R.; CHILAMKURTI, N.; TORABI, T. An ontology-based framework for process monitoring and maintenance in petroleum plant. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, Elsevier Ltd, v. 26, n. 1, p. 104-116, 2013. ISSN 09504230.

- ELIAS, H. A.; ABDELAZIZ, L. Combined Anomalies Prediction Using the Bayesian Theory. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 28, n. 3, p. 363-367, 2012. ISSN 07488017.
- EMDE, S.; BOYSEN, N. Optimally locating in-house logistics areas to facilitate JIT-supply of mixed-model assembly lines. *International Journal of Production Economics*, Elsevier, v. 135, n. 1, p. 393-402, 2012. ISSN 09255273.
- ESPÍNDOLA, D. B.; FUMAGALLI, L.; GARETTI, M.; PEREIRA, C. E.; BOTELHO, S. S. C.; Ventura Henriques, R. A model-based approach for data integration to improve maintenance management by mixed reality. *Computers in Industry*, v. 64, n. 4, p. 376-391, 2013. ISSN 01663615.
- FACCIO, M.; PERSONA, A.; SGARBOSSA, F.; ZANIN, G. Industrial maintenance policy development: A quantitative framework. *International Journal of Production Economics*, Elsevier, v. 147, p. 85-93, 2014. ISSN 09255273.
- FERREIRA, R. J.; ALMEIDA, A. T. de; CAVALCANTE, C. a.V. A multi-criteria decision model to determine inspection intervals of condition monitoring based on delay time analysis. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 94, n. 5, p. 905-912, 2009. ISSN 09518320.
- GALAR, D.; THADURI, A.; CATELANI, M.; CIANI, L. Context awareness for maintenance decision making: A diagnosis and prognosis approach. *Measurement*, Elsevier Ltd, v. 67, p. 137-150, 2015. ISSN 02632241.
- GAN, S.; ZHANG, Z.; ZHOU, Y.; SHI, J. Joint optimization of maintenance, buffer, and spare parts for a production system. *Applied Mathematical Modelling*, Elsevier Inc., v. 39, n. 19, p. 6032-6042, 2015. ISSN 0307904X.
- GAO, Q.; GE, Y. Maintenance interval decision models for a system with failure interaction. *Journal of Manufacturing Systems*, The Society of Manufacturing Engineers, v. 36, p. 109-114, 2015. ISSN 02786125.
- GHAYEBLOO, S.; SHAHANAGHI, K. Determining maintenance system requirements by viewpoint of reliability and lean thinking: a MODM approach. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 16, n. 1, p. 89-106, 2010. ISSN 1355-2511.
- GOPALAKRISHNAN, M.; BOKRANTZ, J.; YLIPÄÄ, T.; SKOOGH, A. Planning of Maintenance Activities – A Current State Mapping in Industry. *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., v. 30, p. 480-485, 2015. ISSN 22128271.
- GUJARATI, D. N. *Econometria básica*. 1. ed. São Paulo: Makron Books, 2000.
- GULLEDGE, T.; HIROSHIGE, S.; IYER, R. Condition-based Maintenance and the product improvement process. *Computers in Industry*, Elsevier B.V., v. 61, n. 9, p. 813-832, 2010. ISSN 01663615.
- GUO, W.; JIN, J. J.; HU, S. J. Allocation of maintenance resources in mixed model assembly systems. *Journal of Manufacturing Systems*, The Society of Manufacturing Engineers, v. 32, n. 3, p. 473-479, 2013. ISSN 02786125.

- GUPTA, S.; RAHBER, A.; AHMADI, A.; KUMAR, U. A vector-dissimilarity-based approach for multi-criteria decision making. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, v. 4, n. 3, p. 249-261, 2013. ISSN 0975-6809.
- HADIDI, L. A.; AL-TURKI, U. M.; RAHIM, M. A. Practical implications of managerial decisions to integrate production scheduling and maintenance. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, Springer India, v. 6, n. 3, p. 224-230, 2015. ISSN 0975-6809.
- HAMEED, A.; KHAN, F. A framework to estimate the risk-based shutdown interval for a processing plant. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, Elsevier Ltd, v. 32, p. -, 2014. ISSN 0950-4230.
- HAROUN, A. E. Maintenance cost estimation: application of activity-based costing as a fair estimate method. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 21, n. 3, p. 258-270, 2015. ISSN 1355-2511.
- HONG, H. P.; ZHOU, W.; ZHANG, S.; YE, W. Optimal condition-based maintenance decisions for systems with dependent stochastic degradation of components. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 121, p. 276-288, 2014. ISSN 09518320.
- HUYNH, K. T.; BARROS, A.; BERENQUER, C. Multi-Level Decision-Making for The Predictive Maintenance of k-Out-of-n:F Deteriorating Systems. *IEEE Transactions on Reliability*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., v. 64, n. 1, p. 94-117, 2015. ISSN 00189529.
- ILANGKUMARAN, M.; KUMANAN, S. Selection of maintenance policy for textile industry using hybrid multi-criteria decision making approach. *Journal of Manufacturing Technology Management*, v. 20, n. 7, p. 1009-1022, 2009. ISSN 1741-038X.
- ISLAM, H.; KHAN, M. a. Bayesian analysis of system availability with geometric failure law in life testing. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 16, n. 2, p. 214-221, 2010. ISSN 1355-2511.
- IUNG, B.; MEDINA-OLIVA, G.; WEBER, P.; LEVRAT, E. Using probabilistic relational models for knowledge representation of production systems: A new approach to assessing maintenance strategies. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, v. 61, n. 1, p. 419-422, 2012. ISSN 00078506.
- JAFARI, L.; MAKIS, V. Joint optimal lot sizing and preventive maintenance policy for a production facility subject to condition monitoring. *International Journal of Production Economics*, Elsevier, v. 169, p. 156-168, 2015. ISSN 09255273.
- JAMSHIDI, R.; ESFAHANI, M. M. S. Maintenance policy determination for a complex system consisting of series and cold standby system with multiple levels of maintenance action. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015. ISSN 0268-3768.
- JIANG, R.; KIM, M. J.; MAKIS, V. Maximum likelihood estimation for a hidden semi-markov model with multivariate observations. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 28, n. 6, p. 783-791, 2012. ISSN 07488017.

- JIANG, Y.; CHEN, M.; ZHOU, D. Joint optimization of preventive maintenance and inventory policies for multi-unit systems subject to deteriorating spare part inventory. *Journal of Manufacturing Systems*, v. 35, p. 191-205, 2015. ISSN 02786125.
- JONGE, B. de; DIJKSTRA, A. S.; ROMEIJNDERS, W. Cost benefits of postponing time-based maintenance under lifetime distribution uncertainty. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 140, p. 15-21, 2015. ISSN 09518320.
- KAMSU-FOGUEM, B.; NOYES, D. Graph-based reasoning in collaborative knowledge management for industrial maintenance. *Computers in Industry*, Elsevier B.V., v. 64, n. 8, p. 998-1013, 2013. ISSN 01663615.
- KANS, M.; INGWALD, A. Common database for cost-effective improvement of maintenance performance. *International Journal of Production Economics*, v. 113, n. 2, p. 734-747, 2008. ISSN 09255273.
- KAPLINSKI, O. The Utility Theory in Maintenance and Repair Strategy. *Procedia Engineering*, v. 54, p. 604-614, 2013. ISSN 18777058.
- KARDEC, A.; LAFRAIA, J. *Gestão estratégica e confiabilidade*. Rio de Janeiro: Quality-mark: ABRAMAN, 2002.
- KAZEMI ZANJANI, M.; NOURELFATH, M. Integrated spare parts logistics and operations planning for maintenance service providers. *International Journal of Production Economics*, Elsevier, v. 158, p. 44-53, 2014. ISSN 09255273.
- KEENEY, R. L. *Decision with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-offs*. 1. ed. New York: John Wiley & Sons, 1976.
- KEENEY, R. L. Common Mistakes in Making Value Trade-offs. *Operations Research*, v. 50, n. 6, p. 935-945, 2002.
- KHANLARI, A.; MOHAMMADI, K.; SOHRABI, B. Prioritizing equipments for preventive maintenance (PM) activities using fuzzy rules. *Computers and Industrial Engineering*, v. 54, n. 2, p. 169-184, 2008. ISSN 03608352.
- KIM, H.-E.; TAN, A. C.; MATHEW, J.; CHOI, B.-K. Bearing fault prognosis based on health state probability estimation. *Expert Systems with Applications*, Elsevier Ltd, v. 39, n. 5, p. 5200-5213, 2012. ISSN 09574174.
- KORB, K. B.; NICHOLSON, A. E. *Bayesian Artificial Intelligence*. 2. ed. [S.I.]: CRC Press, 2011.
- KOUEDEU, A. F.; KENNÉ, J.-P.; DEJAX, P.; SONGMENE, V.; POLOTSKI, V. Production and maintenance planning for a failure-prone deteriorating manufacturing system: a hierarchical control approach. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 76, n. 9-12, p. 1607-1619, 2015. ISSN 0268-3768.
- KRIEG, M. L. *A tutorial on Bayesian belief networks*. Edinburgh: DSTO, 2001.
- KUMAR, G.; MAITI, J. Modeling risk based maintenance using fuzzy analytic network process. *Expert Systems with Applications*, Elsevier Ltd, v. 39, n. 11, p. 9946-9954, 2012. ISSN 09574174.

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, 2015. 139 f.

LAM, J. Y. J.; BANJEVIC, D. A myopic policy for optimal inspection scheduling for condition based maintenance. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 144, p. 1-11, 2015. ISSN 09518320.

LE, M. D.; TAN, C. M. Optimal maintenance strategy of deteriorating system under imperfect maintenance and inspection using mixed inspection scheduling. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 113, p. 21-29, 2013. ISSN 09518320.

LEE, S.; NI, J. Joint decision making for maintenance and production scheduling of production systems. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 66, n. 5-8, p. 1135-1146, 2013. ISSN 02683768.

LI, D.; GAO, J. Study and application of Reliability-centered Maintenance considering Radical Maintenance. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, Elsevier Ltd, v. 23, n. 5, p. 622-629, 2010. ISSN 09504230.

LI, L.; NI, J. Short-term decision support system for maintenance task prioritization. *International Journal of Production Economics*, v. 121, n. 1, p. 195-202, 2009. ISSN 09255273.

LIN, J.; PULIDO, J.; ASPLUND, M. Reliability analysis for preventive maintenance based on classical and Bayesian semi-parametric degradation approaches using locomotive wheel-sets as a case study. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier Ltd, v. 134, p. 143-156, 2015. ISSN 09518320.

LIU, Y.; HUANG, H.-Z.; ZHANG, X. A Data-Driven Approach to Selecting Imperfect Maintenance Models. *IEEE Transactions on Reliability*, v. 61, n. 1, p. 101-112, 2012. ISSN 00189529.

LU, K. Y.; SY, C. C. A real-time decision-making of maintenance using fuzzy agent. *Expert Systems with Applications*, v. 36, n. 2 PART 2, p. 2691-2698, 2009. ISSN 09574174.

MAAROUFI, G.; CHELBI, A.; REZG, N. Optimal selective renewal policy for systems subject to propagated failures with global effect and failure isolation phenomena. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 114, p. 61-70, 2013. ISSN 09518320.

MAILLART, L.; CASSADY, C.; RAINWATER, C.; SCHNEIDER, K. _Selective Maintenance Decision-Making Over Extended Planning Horizons. *IEEE Transactions on Reliability*, v. 58, n. 3, p. 462-469, 2009. ISSN 0018-9529.

MARAIS, K. B. Value maximizing maintenance policies under general repair. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 119, p. 76-87, 2013. ISSN 09518320.

MARIAPPAN, V.; Subash Babu, A.; AMONKAR, U. J.; DHAWALIKAR, M. N.; SAKHAR-DANDE, M. J. Integrated graphical model to evaluate multi-criteria maintenance policies for degradable systems. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, v. 4, n. 1, p. 67-77, 2013. ISSN 0975-6809.

- MARTÍNEZ, L. B.; MÁRQUEZ, A. C.; GUNCKEL, P. V.; ANDREANI, A. A. The graphical analysis for maintenance management method: A quantitative graphical analysis to support maintenance management decision making. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 29, n. 1, p. 77-87, 2013. ISSN 07488017.
- MARTÓN, I.; SÁNCHEZ, A.; MARTORELL, S. Ageing PSA incorporating effectiveness of maintenance and testing. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier Ltd, v. 139, p. 131-140, 2015. ISSN 09518320.
- MARTORELL, S.; VILLAMIZAR, M.; CARLOS, S.; SÁNCHEZ, A. Maintenance modeling and optimization integrating human and material resources. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 95, n. 12, p. 1293-1299, 2010. ISSN 09518320.
- MEDINA-OLIVA, G.; WEBER, P.; IUNG, B. PRM-based patterns for knowledge formalisation of industrial systems to support maintenance strategies assessment. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 116, p. 38-56, 2013. ISSN 09518320.
- MEDINA-OLIVA, G.; WEBER, P.; IUNG, B. Industrial system knowledge formalization to aid decision making in maintenance strategies assessment. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Elsevier, v. 37, p. 343-360, 2015. ISSN 09521976.
- MEHTA, P.; WERNER, A.; MEARS, L. Condition based maintenance-systems integration and intelligence using Bayesian classification and sensor fusion. *Journal of Intelligent Manufacturing*, Kluwer Academic Publishers, v. 26, n. 2, p. 331-346, 2015. ISSN 0956-5515.
- MENDES, A. A.; COIT, D. W.; RIBEIRO, J. L. D. Establishment of the optimal time interval between periodic inspections for redundant systems. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 131, p. 148-165, 2014. ISSN 09518320.
- MENDES, A. A.; RIBEIRO, J. L. D. Establishment of a maintenance plan based on quantitative analysis in the context of RCM in a JIT production scenario. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 127, p. 21-29, 2014. ISSN 09518320.
- MIAO, Q.; WANG, D.; PECHT, M. A probabilistic description scheme for rotating machinery health evaluation. *Journal of Mechanical Science and Technology*, v. 24, n. 12, p. 2421-2430, 2010. ISSN 1738494X.
- MOGHADDASS, R.; ZUO, M. J. An integrated framework for online diagnostic and prognostic health monitoring using a multistate deterioration process. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 124, p. 92-104, 2014. ISSN 09518320.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. d. C. *Análise de séries temporais*. 3. ed. São Paulo: E. Blücher, 2006.
- MOSADDAR, D.; SHOJAIE, A. A. A data mining model to identify inefficient maintenance activities. *International Journal of Systems Assurance Engineering and Management*, v. 4, n. 2, p. 182-192, 2013. ISSN 09756809.
- MULLER, A.; SUHNER, M.-C.; IUNG, B. Maintenance alternative integration to prognosis process engineering. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 13, n. 2, p. 198-211, 2007. ISSN 1355-2511.

MURTHY, D.; KARIM, M.; AHMADI, A. Data management in maintenance outsourcing. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier Ltd, v. 142, p. 100-110, 2015. ISSN 09518320.

NETO, A. M. V. *Process Mining Extension to SCAMPI - Um método para aplicação de técnicas de mineração de processos em avaliações de processos de software*. Tese (Doutorado) — Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 2015.

NGUYEN, K.-A.; DO, P.; GRALL, A. Multi-level predictive maintenance for multi-component systems. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 144, p. 83-94, 2015. ISSN 09518320.

NI, J.; JIN, X. Decision support systems for effective maintenance operations. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, CIRP, v. 61, n. 1, p. 411-414, 2012. ISSN 00078506.

NJIKE, A. N.; PELLERIN, R.; KENNE, J. P. Simultaneous control of maintenance and production rates of a manufacturing system with defective products. *Journal of Intelligent Manufacturing*, v. 23, n. 2, p. 323-332, 2009. ISSN 0956-5515.

NORDGÅRD, D.; SAND, K. Application of Bayesian networks for risk analysis of MV air insulated switch operation. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 95, n. 12, p. 1358-1366, 2010. ISSN 09518320.

O'CONNOR, P. D. T. *Practical Reliability Engineering*. 1. ed. New York: John Wiley & Sons, 1985.

OLSSON, E.; FUNK, P. Agent-based monitoring using case-based reasoning for experience reuse and improved quality. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 15, n. 2, p. 179-192, 2009. ISSN 1355-2511.

ORTH, P.; YACOUT, S.; ADJENGUE, L. Accuracy and robustness of decision making techniques in condition based maintenance. *Journal of Intelligent Manufacturing*, v. 23, n. 2, p. 255-264, 2012. ISSN 09565515.

PAI, A.; RANE, S. Development and implementation of maintenance management module of enterprise resource planning in maintenance of power plant. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, v. 5, n. 4, p. 534-543, 2013. ISSN 0975-6809.

PANDEY, M.; ZUO, M. J.; MOGHADDASS, R. Selective maintenance for binary systems using age-based imperfect repair model. *2012 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering*, Elsevier, v. 113, p. 385-389, 2012. ISSN 09518320.

PAPAKONSTANTINOOU, K.; SHINOZUKA, M. Planning structural inspection and maintenance policies via dynamic programming and Markov processes. Part I: Theory. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 130, p. 202-213, 2014. ISSN 09518320.

PAPAKONSTANTINOOU, K. G.; SHINOZUKA, M. Planning structural inspection and maintenance policies via dynamic programming and Markov processes. Part II: POMDP implementation. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 130, p. 214-224, 2014. ISSN 09518320.

- PARIDA, A. Study and analysis of maintenance performance indicators (MPIs) for LKAB. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 13, n. 4, p. 325-337, 2007. ISSN 1355-2511.
- PENG, Y.; DONG, M.; ZUO, M. J. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 50, n. 1-4, p. 297-313, 2010. ISSN 0268-3768.
- PONCHET, A.; FOULADIRAD, M.; GRALL, A. Assessment of a maintenance model for a multi-deteriorating mode system. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 95, n. 11, p. 1244-1254, 2010. ISSN 09518320.
- PORTIOLI-STAUDACHER, A.; TANTARDINI, M. Integrated maintenance and production planning: a model to include rescheduling costs. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 18, n. 1, p. 42-59, 2012. ISSN 1355-2511.
- PRAJAPATI, A.; GANESAN, S. Application of statistical techniques and neural networks in condition-based maintenance. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 29, n. 3, p. 439-461, 2013. ISSN 07488017.
- RAHADIAN WIJAYA, A.; LUNDBERG, J.; KUMAR, U. Robust-optimum multi-attribute age-based replacement policy. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 18, n. 3, p. 325-343, 2012. ISSN 1355-2511.
- RATNAYAKE, R. C.; MARKESET, T. Technical integrity management: measuring HSE awareness using AHP in selecting a maintenance strategy. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 16, n. 1, p. 44-63, 2010. ISSN 1355-2511.
- RAUSCH, M.; LIAO, H. Joint production and spare part inventory control strategy driven by condition based maintenance. *IEEE Transactions on Reliability*, v. 59, n. 3, p. 507-516, 2010. ISSN 00189529.
- ROUX, O.; DUVIVIER, D.; QUESNEL, G.; RAMAT, E. Optimization of preventive maintenance through a combined maintenance-production simulation model. *International Journal of Production Economics*, v. 143, n. 1, p. 3-12, 2013. ISSN 09255273.
- SAASSOUH, B.; DIEULLE, L.; GRALL, a. Online maintenance policy for a deteriorating system with random change of mode. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 92, n. 12, p. 1677-1685, 2007. ISSN 09518320.
- SANCHEZ, A.; CARLOS, S.; MARTORELL, S.; VILLANUEVA, J. F. Addressing imperfect maintenance modelling uncertainty in unavailability and cost based optimization. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 94, n. 1, p. 22-32, 2009. ISSN 09518320.
- SHARMA, R. K.; SHARMA, P. System failure behavior and maintenance decision making using, RCA, FMEA and FM. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 16, n. 1, p. 64-88, 2010. ISSN 1355-2511.
- SHARMA, R. K.; SHARMA, P. Integrated framework to optimize RAM and cost decisions in a process plant. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, v. 25, n. 6, p. 883-904, 2012. ISSN 09504230.

SHEIKHALISHAHI, M.; EBRAHIMPOUR, V.; FARAHANI, M. H. An integrated GA-DEA algorithm for determining the most effective maintenance policy for a k-out-of-n problem. *Journal of Intelligent Manufacturing*, Kluwer Academic Publishers, v. 25, n. 6, p. 1455-1462, 2014. ISSN 0956-5515.

SHEU, S.-H.; CHANG, C.-C.; CHEN, Y.-L.; George Zhang, Z. Optimal preventive maintenance and repair policies for multi-state systems. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 140, p. 78-87, 2015. ISSN 09518320.

SHUM, Y.-S.; GONG, D.-C. The application of genetic algorithm in the development of preventive maintenance analytic model. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 32, n. 1-2, p. 169-183, 2006. ISSN 0268-3768.

SHYJITH, K.; KUMANAN, S.; ILANGKUMARAN, M. Multi-criteria decision-making approach to evaluate optimum maintenance strategy in textile industry. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 14, n. 4, p. 375-386, 2008. ISSN 1355-2511.

SINKKONEN, T.; MARTTONEN, S.; TYNNINEN, L.; KÄRRI, T. Modelling costs in maintenance networks. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 19, n. 3, p. 330-344, 2013. ISSN 1355-2511.

SONG, S.; COIT, D. W.; FENG, Q. Reliability for systems of degrading components with distinct component shock sets. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 132, p. 115-124, 2014. ISSN 09518320.

SU, L.-H.; TSAI, H.-L. Flexible preventive maintenance planning for two parallel machines problem to minimize makespan. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 16, n. 3, p. 288-302, 2010. ISSN 1355-2511.

SUGUMARAN, V.; RAMACHANDRAN, K. I. Effect of number of features on classification of roller bearing faults using SVM and PSVM. *Expert Systems with Applications*, v. 38, n. 4, p. 4088-4096, 2011.

SUN, Y.; MA, L.; MATHEW, J. Prediction of system reliability for single component repair. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 13, n. 2, p. 111-124, 2007. ISSN 1355-2511.

TAN, Z.; LI, J.; WU, Z.; ZHENG, J.; HE, W. An evaluation of maintenance strategy using risk based inspection. *Safety Science*, Elsevier Ltd, v. 49, n. 6, p. 852-860, 2011. ISSN 09257535.

TANG, D.; MAKIS, V.; JAFARI, L.; YU, J. Optimal maintenance policy and residual life estimation for a slowly degrading system subject to condition monitoring. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 134, p. 198-207, 2015. ISSN 09518320.

TANG, D.; YU, J.; CHEN, X.; MAKIS, V. An Optimal Condition-Based Maintenance Policy for a Degrading System Subject to the Competing Risks of Soft and Hard Failure. *Computers & Industrial Engineering*, v. 83, p. 100-110, 2015. ISSN 03608352.

TERKAJ, W.; TOLIO, T.; URGO, M. A virtual factory approach for in situ simulation to support production and maintenance planning. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, CIRP, v. 64, n. 1, p. 2-5, 2015. ISSN 00078506.

- TIAN, Z.; LIN, D.; WU, B. Condition based maintenance optimization considering multiple objectives. *Journal of Intelligent Manufacturing*, v. 23, n. 2, p. 333-340, 2012. ISSN 09565515.
- TIDDENS, W.; BRAAKSMA, A.; TINGA, T. The Adoption of Prognostic Technologies in Maintenance Decision Making: A Multiple Case Study. *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., v. 38, p. 171-176, 2015. ISSN 22128271.
- TRANFIELD, D.; DENYER, D.; SMART, P. The modern approach to industrial maintenance management. *British Journal of Management*, v. 14, p. 207-222, 2003.
- VAHDANI, B.; HADIPOUR, H.; SADAGHIANI, J. S.; AMIRI, M. Extension of VIKOR method based on interval-valued fuzzy sets. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 47, n. 9-12, p. 1231-1239, 2010. ISSN 02683768.
- van der AALST, W. M. P. *Process Mining: discovery, conformance and enhancement of business processes*. 1. ed. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2011.
- VAN HORENBEEK, A.; PINTELON, L. A dynamic predictive maintenance policy for complex multi-component systems. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 120, p. 39-50, 2013. ISSN 09518320.
- VATN, J.; AVEN, T. An approach to maintenance optimization where safety issues are important. *Reliability Engineering and System Safety*, Elsevier, v. 95, n. 1, p. 58-63, 2010. ISSN 09518320.
- VAURIO, J. K. Importance measures in risk-informed decision making: Ranking, optimisation and configuration control. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 96, n. 11, p. 1426-1436, 2011. ISSN 09518320.
- VERMA, A. K.; SRIVIDYA, a.; RAMESH, P. G. FIS based selection of CM system design parameters from a multi-objective optimisation model using GA. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, v. 2, n. 1, p. 14-20, 2011. ISSN 0975-6809.
- VLIEGEN, I. M. H.; KLEINGELD, P. a. M.; Van Houtum, G. J. Separate tools or tool kits: An exploratory study of engineers' preferences. *International Journal of Production Economics*, Elsevier, v. 125, n. 1, p. 173-184, 2010. ISSN 09255273.
- WAN, S.; GAO, J.; LI, D.; TONG, Y.; HE, F. Web-based process planning for machine tool maintenance and services. *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., v. 38, p. 165-170, 2015. ISSN 2212-8271.
- WANG, H.; LIN, D.; QIU, J.; AO, L.; DU, Z.; HE, B. Research on Multiobjective Group Decision-Making in Condition-Based Maintenance for Transmission and Transformation Equipment Based on D-S Evidence Theory. *IEEE Transactions on Smart Grid*, v. 6, n. 2, p. 1035-1045, 2015. ISSN 1949-3053.
- WANG, L.; CHU, J.; WU, J. Selection of optimum maintenance strategies based on a fuzzy analytic hierarchy process. *International Journal of Production Economics*, v. 107, n. 1, p. 151-163, 2007. ISSN 09255273.

- WANG, W. A joint spare part and maintenance inspection optimisation model using the Delay-Time concept. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 96, n. 11, p. 1535-1541, 2011. ISSN 09518320.
- WIDODO, A.; YANG, B.-S. Machine health prognostics using survival probability and support vector machine. *Expert Systems with Applications*, Elsevier Ltd, v. 38, n. 7, p. 8430-8437, 2011. ISSN 09574174.
- WILLIAMS, B.; COLE, B. Mining monitored data for decision-making with a Bayesian network model. *Ecological Modelling*, v. 249, p. 26-36, 2013.
- WU, F.; NIKNAM, S. A.; KOBZA, J. E. A cost effective degradation-based maintenance strategy under imperfect repair. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 144, p. 234-243, 2015. ISSN 09518320.
- WU, J.; Adam Ng, T. S.; XIE, M.; HUANG, H. Z. Analysis of maintenance policies for finite life-cycle multi-state systems. *Computers and Industrial Engineering*, Elsevier Ltd, v. 59, n. 4, p. 638-646, 2010. ISSN 03608352.
- XIA, T.; JIN, X.; XI, L.; ZHANG, Y.; NI, J. Operating load based real-time rolling grey forecasting for machine health prognosis in dynamic maintenance schedule. *Journal of Intelligent Manufacturing*, Kluwer Academic Publishers, v. 137, n. 3, p. 1-12, 2013. ISSN 09565515.
- XIA, T.; XI, L.; ZHOU, X.; LEE, J. Dynamic maintenance decision-making for series-parallel manufacturing system based on MAM-MTW methodology. *European Journal of Operational Research*, Elsevier B.V., v. 221, n. 1, p. 231-240, 2012. ISSN 03772217.
- XU, T.; TANG, T.; WANG, H.; YUAN, T. Risk-Based Predictive Maintenance for Safety-Critical Systems by Using Probabilistic Inference. *Mathematical Problems in Engineering*, v. 2013, p. 1-9, 2013. ISSN 1024-123X.
- YATSENKO, Y.; HRITONENKO, N. Economic life replacement under improving technology. *International Journal of Production Economics*, Elsevier, v. 133, n. 2, p. 596-602, 2011. ISSN 09255273.
- YOU, M. Y.; LIU, F.; WANG, W.; MENG, G. Statistically planned and individually improved predictive maintenance management for continuously monitored degrading systems. *IEEE Transactions on Reliability*, v. 59, n. 4, p. 744-753, 2010. ISSN 00189529.
- ZHANG, X.; ZENG, J. A general modeling method for opportunistic maintenance modeling of multi-unit systems. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 140, p. 176-190, 2015. ISSN 09518320.
- ZHANG, Z.; WU, S.; LI, B.; LEE, S. Optimal maintenance policy for multi-component systems under Markovian environment changes. *Expert Systems with Applications*, v. 40, n. 18, p. 7391-7399, 2013. ISSN 09574174.
- ZHAO, X.; FOULADIRAD, M.; BÉRENGUER, C.; BORDES, L. Condition-based inspection/replacement policies for non-monotone deteriorating systems with environmental covariates. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 95, n. 8, p. 921-934, 2010. ISSN 09518320.

ZHOU, J.; DJURDJANOVIC, D.; IVY, J.; NI, J. Integrated reconfiguration and age-based preventive maintenance decision making. *IIE Transactions*, v. 39, n. 12, p. 1085-1102, 2007. ISSN 0740-817X.

ZHOU, Y.; ZHANG, Z.; LIN, T. R.; MA, L. Maintenance optimisation of a multi-state series-parallel system considering economic dependence and state-dependent inspection intervals. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 111, p. 248-259, 2013. ISSN 09518320.

ZHOU, Z. J.; HU, C. H.; WANG, W. B.; ZHANG, B. C.; XU, D. L.; ZHENG, J. F. Condition-based maintenance of dynamic systems using online failure prognosis and belief rule base. *Expert Systems with Applications*, Elsevier Ltd, v. 39, n. 6, p. 6140-6149, 2012. ISSN 09574174.

ZHU, H.; LIU, F.; SHAO, X.; LIU, Q.; DENG, Y. A cost-based selective maintenance decision-making method for machining line. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 27, n. 2, p. 191-201, 2011. ISSN 07488017.

ZITROU, A.; BEDFORD, T.; DANESHKHAH, A. Robustness of maintenance decisions: Uncertainty modelling and value of information. *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, v. 120, p. 60-71, 2013. ISSN 09518320.

Apêndices

APÊNDICE A – RELAÇÃO DAS VARIÁVEIS UTILIZADAS

As Tabelas 39 e 40 apresentam, respectivamente, as variáveis de valor único e as variáveis de índice i , utilizadas neste estudo. Os valores em negrito representam os somatórios de tempo desperdiçado e custo por unidade perdida onde, dentro dos intervalos, estão os valores de tempo e custo médios de manutenção.

Os valores estimados para $66 < i \leq 100$ não foram utilizados na aplicação da metodologia para este caso e, portanto, não são apresentados na Tabela 40; visualizados apenas de forma gráfica nas respectivas figuras. As divergências encontradas nos somatórios se dão em função dos arredondamentos efetuados pelo software utilizado.

Tabela 39 - Valores obtidos para as variáveis de valor único utilizadas no estudo aplicado

T_e	c_P	T_M	c_M	C_M	$I_M(t)$	$I_M(c)$	k_t	k_c	$I_M(t, c)$
66,9	10,00	277,1	0,25	69,28	50	65	-	-	-
							1	0	50
							0	1	65
							0,5	0,5	57

Fonte: o autor, 2017.

Tabela 40 - Valores obtidos para as variáveis de índice i utilizadas no estudo aplicado

i	T_i	T_{di}	ΣT_{di}	P_i	C_{P_i}	ΣC_{P_i}	t_{M_i}
1	67,2	0,3	0,3	0,004	0,04	0,04	118
2	67,2	0,3	0,6	0,004	0,04	0,09	310
3	67,1	0,2	0,8	0,003	0,03	0,12	147
4	68,0	1,1	1,9	0,016	0,16	0,28	156
5	67,8	0,9	2,8	0,013	0,13	0,42	158
6	67,8	0,9	3,7	0,013	0,13	0,55	230
7	68,8	1,9	5,6	0,028	0,28	0,84	120
8	69,9	2,1	7,7	0,031	0,31	1,15	291
9	70,0	3,1	10,8	0,046	0,46	1,61	156
10	70,1	3,2	14,0	0,048	0,48	2,09	208
11	70,0	3,1	17,1	0,046	0,46	2,56	224
12	70,3	3,4	20,5	0,051	0,51	3,06	175
13	70,2	3,3	23,8	0,049	0,49	3,56	173
14	70,3	3,4	27,2	0,051	0,51	4,07	559
15	70,6	3,7	30,9	0,055	0,55	4,62	685
16	71,0	4,1	35,0	0,061	0,61	5,23	132
17	70,7	3,8	38,8	0,057	0,57	5,80	154
18	70,8	3,9	42,7	0,058	0,58	6,38	132
19	70,8	3,9	46,6	0,058	0,58	6,97	117
20	71,2	4,3	50,9	0,064	0,64	7,61	349
21	71,2	4,3	55,2	0,064	0,64	8,25	112
22	71,4	4,5	59,7	0,067	0,67	8,92	123
23	72,2	5,3	65,0	0,079	0,79	9,72	148
24	72,2	5,3	70,3	0,079	0,79	10,51	126
25	73,1	6,2	76,5	0,093	0,93	11,43	107
26	73,0	6,1	82,6	0,091	0,91	12,35	158
27	73,8	6,9	89,5	0,103	1,03	13,38	123
28	73,4	6,5	96,0	0,097	0,97	14,35	336
29	73,4	6,5	102,5	0,097	0,97	15,32	114
30	73,5	6,6	109,1	0,099	0,99	16,31	166
31	73,4	6,5	115,6	0,097	0,97	17,28	200
32	73,5	6,6	122,2	0,099	0,99	18,27	286
33	73,5	6,6	128,8	0,099	0,99	19,25	111
34	71,9	5,0	133,8	0,075	0,75	20,00	111
35	73,9	7,0	140,8	0,105	1,05	21,05	200
36	73,9	7,0	147,8	0,105	1,05	22,09	200
37	75,4	8,5	156,3	0,127	1,27	23,36	146
38	75,5	8,6	164,9	0,129	1,29	24,65	313
39	75,5	8,6	173,5	0,129	1,29	25,93	170
40	75,5	8,6	182,1	0,129	1,29	27,22	115
41	75,7	8,8	190,9	0,132	1,32	28,54	824
42	75,5	8,6	199,5	0,129	1,29	29,82	528
43	75,7	8,8	208,3	0,132	1,32	31,14	377
44	76,0	9,1	217,4	0,136	1,36	32,50	294
45	76,1	9,2	226,6	0,138	1,38	33,87	579
46	76,1	9,2	235,8	0,138	1,38	35,25	566
47	76,7	9,8	245,6	0,146	1,46	36,71	255
48	76,8	9,9	255,5	0,148	1,48	38,19	130
49	76,9	10,0	265,5	0,149	1,49	39,69	840
50	77,5	10,6	276,1	0,158	1,58	41,27	246
51	77,3	10,4	286,5	0,155	1,55	42,83	572
52	78,2	11,3	297,8	0,169	1,69	44,51	244
53	77,6	10,7	308,5	0,160	1,60	46,11	222
54	78,7	11,8	320,3	0,176	1,76	47,88	234
55	79,1	12,2	332,5	0,182	1,82	49,70	534
56	78,6	11,7	344,2	0,175	1,75	51,45	792
57	79,5	12,6	356,8	0,188	1,88	53,33	688
58	79,0	12,1	368,9	0,181	1,81	55,14	323
59	79,1	12,2	381,1	0,182	1,82	56,96	141
60	79,3	12,4	393,5	0,185	1,85	58,82	-
61	79,6	12,7	406,2	0,190	1,90	60,71	-
62	79,6	12,7	418,9	0,190	1,90	62,61	-
63	80,1	13,2	432,1	0,197	1,97	64,58	-
64	80,1	13,2	445,3	0,197	1,97	66,56	-
65	80,4	13,5	458,8	0,202	2,02	68,58	-
66	80,4	13,5	472,3	0,202	2,02	70,59	-

Fonte: o autor, 2017.